



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA HIDRÁULICA E AMBIENTAL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

ALAN MICHELL BARROS ALEXANDRE

PREVISÃO DE VAZÕES MENSAIS PARA O SISTEMA INTERLIGADO
NACIONAL UTILIZANDO INFORMAÇÕES CLIMÁTICAS

FORTALEZA-CE

2012

ALAN MICHELL BARROS ALEXANDRE

PREVISÃO DE VAZÕES MENSAIS PARA O SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL
UTILIZANDO INFORMAÇÕES CLIMÁTICAS

Tese apresentada à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil. Área de concentração: Recursos Hídricos.

Orientador: Prof. Dr. Francisco de Assis de Souza Filho

FORTALEZA – CE

2012

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca de Ciências e Tecnologia

A369p Alexandre, Alan Michell Barros
Previsão de vazões mensais para sistema integrado nacional utilizando informações climáticas /
Alan Michell Barros Alexandre – 2012.
292 f. : il. color., enc. ; 30 cm.

Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Departamento de
Engenharia Hidráulica e Ambiental, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Fortaleza,
2012.

Área de Concentração: Recursos Hídricos
Orientador: Prof. Dr. Francisco de Assis de Souza Filho

1. Previsão de Afluência 2. Modelos Matemático I. Título.

CDD 620

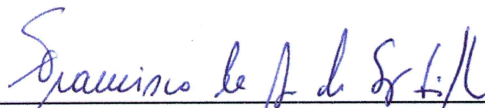
ALAN MICHELL BARROS ALEXANDRE

PREVISÃO DE VAZÕES MENSAIS PARA O SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL
UTILIZANDO INFORMAÇÕES CLIMÁTICAS

Tese apresentada à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil. Área de concentração: Recursos Hídricos.

Aprovado em: 31/07/2012

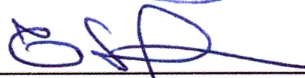
BANCA EXAMINADORA



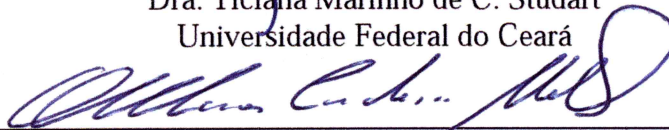
Dr. Francisco de Assis de Souza Filho (orientador)
Universidade Federal do Ceará



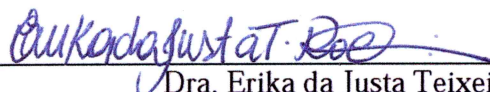
PhD José Nilson Beserra Campos
Universidade Federal do Ceará



Dra. Ticianá Marinho de C. Studart
Universidade Federal do Ceará



Dr. Oscar de Moraes Cordeiro Netto
Universidade de Brasília



Dra. Erika da Justa Teixeira Rocha
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará

Dedico todos os frutos deste trabalho a meus pais, irmãos, esposa, filha e sobrinhos. Vocês são minha razão de perseverar.

AGRADECIMENTOS

A Suprema Personalidade de Deus – Sri Krishna, por me permitir galgar mais esse degrau.

Ao meu orientador-professor Francisco de Assis de Souza Filho, que aceitou o desafio do desenvolvimento desta tese; sempre presente, paciente e entusiasta. Sua motivação foi meu combustível.

Ao meu orientador-professor José Nilson Campos, pessoa indispensável desde o início desta longa caminhada. Suas instruções tornaram possível trilhar tal caminho.

A Banca Examinadora de Qualificação, Prof. Assis Souza Filho, Prof. Ernesto Pitombeira, Prof. Iran Lima Neto, Prof. Nilson Campos, e Prof^a. Ticiania Studart, pelas sugestões pertinentes para o aprimoramento dessa tese.

A Banca Examinadora de Tese, Prof. Assis Souza Filho, Prof. Nilson Campos, Prof^a. Ticiania Studart, Prof. Oscar Cordeiro Netto, e Prof^a. Érika Rocha pelas sugestões pertinentes para o aprimoramento desta tese.

Aos demais professores do Departamento de Engenharia Hidráulica e Ambiental – DEHA, responsáveis pela minha evolução acadêmica.

Aos amigos que fiz e as amigadas que foram fortalecidas, que direta ou indiretamente me ajudaram durante esses cinco anos.

Aos servidores do DEHA, sempre prontos a nos ajudar.

A Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico – FUNCAP, pelo auxílio financeiro através de Bolsa de Doutorado.

RESUMO

A hegemonia da hidroeletricidade na matriz de energia elétrica brasileira impõe cautelosa análise sobre o regime fluvial, tendo em vista o significativo impacto que possíveis variações das vazões possam produzir na oferta de energia e conseqüentemente em toda a economia nacional. Com base nisto, modelos estatísticos de previsão de aflúências têm sido uma ferramenta importante no suporte à tomada de decisões, no planejamento e na gestão de recursos hídricos aplicados ao Sistema Interligado Nacional (SIN). Neste sentido, a presente tese propõe metodologias de previsão simultâneas e elaboração de cenários de vazões mensais afluentes aos Postos Base (PB's) do SIN através de modelos estatísticos; visando ao melhor aproveitamento dos dados disponíveis a partir da inserção de métodos que mantenham a estrutura espacial da rede hidrográfica nacional. Esta visa também a analisar o impacto da incorporação de informações climáticas na previsão de vazões mensais. Os modelos propostos de previsão de aflúência utilizam os dados de vazões naturais gerados pelo Operador Nacional do Sistema (ONS) e técnicas estatísticas com as de Regressão Linear Múltipla, Análise de Componentes Principais, método *Stepwise* para escolha de variáveis explanatórias; além de modelos do tipo Periódico Autorregressivo (PAR) e periódico Autorregressivo com variáveis exógenas (PARX). Os modelos do tipo PAR apresentam os melhores desempenhos, de acordo com o índice de Distância Multicritério, na maioria dos meses e dos PB's do SIN quando comparados aos modelos PARX. Entre os métodos de correlação espacial para os modelos PAR, destacam-se a correlação entre os ruídos da regressão (CRD) e a análise de componentes principais (ACP). Não há um predomínio entre esses métodos para todos os meses e PB's do SIN. Os melhores modelos do tipo PARX são os que fazem uso de índices climáticos como variáveis exógenas, dentre os quais se destacam os índices AMO (Oscilação Atlântica Multidecadal) e TNI (Trans-NINO). Estes apresentam melhor desempenho no período seco das bacias do norte do Brasil – Amazonas e Araguaia-Tocantins; centro-leste brasileiro – Atlântico Leste e na maioria dos rios que formam a Bacia do Paraná.

Palavras-chave: Previsão de Vazão; PARX; Sistema Interligado Nacional.

ABSTRACT

The hegemony of hydroelectricity in Brazil's electricity matrix calls for a careful analysis of river regimes considering the significant impact such streamflow variations may have on energy supply and consequently on the entire country's economy. Based on this fact, streamflow forecast statistical models have been important tools to support decision-making, planning and management of water resources used in the Brazilian Hydropower Network (Sistema Interligado Nacional - SIN). In that sense, this thesis proposes methodologies of simultaneous forecast and for developing monthly streamflow scenarios in SIN Base Stations (Postos Base - PBs) using statistical models; the aim is to make better use of available data by including methods that will maintain the national hydrographic network's spatial structure. It also aims to analyze the impact of incorporating climate information for monthly streamflow forecasting. Proposed streamflow forecasting models use natural streamflow data generated by Brazil's Electric System National Operator (ONS) and statistical techniques such as Multiple Linear Regression, Principal Component Analysis, the Stepwise method for choosing explanatory variables, in addition to models of the Periodic Auto-Regressive (PAR) and Periodic Auto-Regressive Exogenous (PARX). PAR models show the best performances, according to the index Distance Multicriteria in most months and SIN PBs when compared with PARX models. Among spatial correlation methods for PAR models, the correlation between regression noises (CRD) and principal component analysis (ACP) stand out. There is no predominant method for all months and SIN PBs. The best PARX models are those that use climate indexes as exogenous variables, among which the following stand out: AMO (Atlantic Multi-Decadal Oscillation) and TNI (Trans-Niño Index). They show better performance during the dry season of basins in the North of Brazil - Amazon and Araguaia-Tocantins; in the Middle-West region in Brazil - Atlantic East and in most rivers that make up the Paraná Basin.

Keywords: Streamflow Forecasting; PARX; Brazilian Hydropower Network.

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1	– Distribuição dos recursos hidroenergéticos.....	29
Figura 3.2	– Balanço de energia em GWh.....	30
Figura 3.3	– Taxa de Crescimento da Carga de Energia (%).....	32
Figura 3.4	– Taxa de Crescimento da Carga de Demanda (%) (ONS, 2011a)	32
Figura 3.5	– Balanço da Taxa de Crescimento da Carga de Energia/Demanda (%)	32
Figura 3.6a	– Aproveitamento hidroelétricos do SIN divididos por bacia.....	35
Figura 3.7	– Interação entre os modelos hidrológicos e a cadeia de planejamento da operação do SIN	39
Figura 4.1	– Estratégia metodológica utilizada para determinação de modelos de previsão de vazões para o Sistema Interligado Nacional	60
Figura 4.2	– Distribuição espacial dos Postos Base utilizados na análise de previsão de vazão	63
Figura 4.3	– Localização dos índices climáticos desenvolvidos nesse estudo	66
Figura 4.4	– Fluxograma de cálculo dos modelos de previsão de vazões para o Sistema Interligado Nacional	70
Figura 5.1	– Estatísticas das vazões afluentes (1951 a 2003) ao reservatório Furnas (m ³ /s).....	93
Figura 5.2	– Valores mensais do coeficiente de Correlação (%) e Erro Médio Absoluto (m ³ /s) para o período de calibração (1951-1997) o modelo PAR para Posto Base de Furnas	95
Figura 5.3	– Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA, Coeficiente de NASH e Distância Multicritério (eixo y) das vazões observadas e estimadas (1998-2003) pelo modelo PAR para Posto Base de Furnas.....	96
Figura 5.4	– Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados (1998-2003) pelo modelo PAR para Posto Base de Furnas	97
Figura 5.5	– Valores mensais do coeficiente de Correlação (%) e Erro Médio Absoluto (m ³ /s) para o período de calibração (1951-1997) do modelo PARX para Posto Base de Furnas	101

Figura 5.6	– Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA, Coeficiente de NASH e Distância Multicritério (eixo y) das vazões observadas e estimadas (1998-2003) pelo modelo PARX para Posto Base de Furnas.....	102
Figura 5.7	– Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados (1998-2003) pelo modelo PARX para Posto Base de Furnas	103
Figura 5.8	– Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados (1998-2003) pelos modelos PAR e PARX para Posto Base de Furnas	104
Figura 5.9(a)	– Vazões médias mensais centralizadas organizadas por bacias hidrográficas.....	107
Figura 5.10	– Vazões médias mensais centralizadas definidas pelo mês de maior afluência	109
Figura 5.11	– Correlação entre as séries históricas de vazões médias mensais afluentes aos 88 Postos Base com a identificação das respectivas bacias hidrográficas.....	110
Figura 5.12	– Modelo explicativo das Figuras 5.14(a,b) utilizando como base os resultados do mês de janeiro utilizando o Modelo 1 – CRD/PAR onde no eixo X são apresentadas as variáveis explanatórias endógenas 1 a 11. O eixo Y é formado pelos Postos Bases.....	112
Figura 5.13(a)	– Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias endógenas (eixo X) utilizando o Modelo 1 – CRD/PAR para cada Posto Base (eixo Y).....	113
Figura 5.14	– Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA (eixo y) das vazões observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base (eixo x).....	117
Figura 5.15	– Valores de coeficiente de NASH (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base (eixo x).....	118
Figura 5.16	– Valores do coeficiente Distância Multicritério – DM (eixo y) a partir das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a	

	partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base (eixo x).....	119
Figura 5.17	– Valores do coeficiente de NASH na série de previsão de vazão mensal (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base	122
Figura 5.18	– Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base	123
Figura 5.19	– Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de março, abril e maio (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base.....	124
Figura 5.20	– Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base.....	125
Figura 5.21	– Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base	126
Figura 5.22	– Modelo explicativo das Figuras 5.23(a,b) utilizando como base os resultados do mês de janeiro do Modelo 2 – CRD/PARX onde no eixo X as variáveis explanatórias 1 a 11 são endógenas e as de 12 a 38 são exógenas formadas por Índices Climáticos. O eixo Y é formado pelos Postos Bases	128
Figura 5.23(a)	– Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo X), 1 a 11 endógenas e 12 a 38 exógenas formadas por índices climatológicos, utilizando o Modelo 2 – CRD/PARX para cada Posto Base (eixo Y).....	129
Figura 5.24	– Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA (eixo y) para vazões observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base (eixo x).....	134
Figura 5.25	– Valores de coeficiente de NASH (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base (eixo x).....	135

Figura 5.26	–	Valores do coeficiente Distância Multicritério – DM (eixo y) a partir das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base (eixo x).....	136
Figura 5.27	–	Valores do coeficiente de NASH na série de previsão de vazão mensal (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base	138
Figura 5.28	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base	139
Figura 5.29	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de março, abril e maio (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base.....	140
Figura 5.30	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base.....	141
Figura 5.31	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base	142
Figura 5.32	–	Modelo explicativo das Figuras 5.33(a,b) utilizando como base os resultados do mês de janeiro do Modelo 3 – CVZ/PARX1 onde no eixo X as variáveis explanatórias 1 a 11 são endógenas e as de 12 a 99 são exógenas formadas pelas vazões dos outros Postos Base. O eixo Y é formado pelos Postos Bases em análise.....	144
Figura 5.33(a)	–	Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo X) – 1 a 11 são endógenas e as de 12 a 99 são exógenas formadas pelas vazões dos outros Postos Base, utilizando o Modelo 3 – CVZ/PARX1 para cada Posto Base (eixo Y)	145
Figura 5.34	–	Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA (eixo y) para vazões observadas e estimadas (1997-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base (eixo x).....	150

Figura 5.35	–	Valores de coeficiente de NASH (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base (eixo x).....	151
Figura 5.36	–	Valores do coeficiente Distância Multicritério – DM (eixo y) a partir das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base (eixo x).....	152
Figura 5.37	–	Valores do coeficiente de NASH na série de previsão de vazão mensal (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base	155
Figura 5.38	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base	156
Figura 5.39	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de março, abril e maio (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base.....	157
Figura 5.40	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base.....	158
Figura 5.41	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base.....	159
Figura 5.42	–	Modelo explicativo das Figuras 5.43(a,b) utilizando como base os resultados do mês de janeiro do Modelo 4 – CVZ/PARX2 onde no eixo X as variáveis explanatórias 1 a 11 são endógenas e as exógenas são formadas por Índices Climáticos de 12 a 38 e por vazões do outros Postos Base de 39 a 126. O eixo Y é formado pelos Postos Bases em análise.....	161
Figura 5.43(a)	–	Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo x), de 1 a 11 são endógenas e as exógenas são formadas por índices climáticos de 12 a 38 e por vazões do outros Postos Base de 39 a 126, utilizando o Modelo 4 – CVZ/PARX2 para cada Posto Base (eixo y).....	162

Figura 5.44	– Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA (eixo y) das vazões observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base (eixo x).....	167
Figura 5.45	– Valores de coeficiente de NASH (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base (eixo x).....	168
Figura 5.46	– Valores do coeficiente Distância Multicritério – DM (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base (eixo x)...	170
Figura 5.47	– Valores do coeficiente de NASH na série de previsão de vazão mensal (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base	172
Figura 5.48	– Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base.....	173
Figura 5.49	– Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de março, abril e maio (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base.....	174
Figura 5.50	– Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base.....	175
Figura 5.51	– Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base	176
Figura 5.52	– Nível de explicação da variabilidade dos dados originais para os 5 primeiros Componentes Principais.....	177
Figura 5.53	– Modelo explicativo das Figuras 5.54(a,b) utilizando como base os resultados do mês de janeiro do Modelo 5 – ACP/PAR onde no eixo X são apresentadas as variáveis explanatórias endógenas de 1 a 11. O eixo Y é formado pelos Postos Bases	179

Figura 5.54(a)	–	Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo x) endógenas de 1 a 11 utilizando o Modelo 5 – ACP/PAR para cada Componente Principal (eixo y).....	180
Figura 5.55	–	Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA (eixo y) das vazões observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base (eixo y).....	185
Figura 5.56	–	Valores de coeficiente de NASH (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base (eixo x).....	186
Figura 5.57	–	Valores do coeficiente Distância Multicritério – DM (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base (eixo x).....	187
Figura 5.58	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de série de vazões mensais (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base	189
Figura 5.59	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base	190
Figura 5.60	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de março, abril e maio (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base.....	191
Figura 5.61	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base.....	192
Figura 5.62	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base	193
Figura 5.63	–	Modelo explicativo das Figuras 5.64(a,b) utilizando como base os resultados do mês de janeiro do Modelo 6 – ACP/PARX onde no eixo X as variáveis explanatórias de 1 a 11 são endógenas e as de 12 a 38 são exógenas formadas por Índices Climáticos. O eixo Y é formado pelas Componentes Principais	195

Figura 5.64(a)	–	Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo X), 1 a 11 endógenas e 12 a 38 exógenas, utilizando o Modelo 6 – ACP/PARX para cada um dos 88 Componente Principal (eixo Y).....	196
Figura 5.65	–	Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA (eixo y) das vazões observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base (eixo x).....	202
Figura 5.66	–	Valores de coeficiente de NASH (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base (eixo x).....	203
Figura 5.67	–	Valores do coeficiente Distância Multicritério – DM (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base (eixo x).....	204
Figura 5.68	–	Valores do coeficiente de NASH na série de previsão de vazão mensal (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base	206
Figura 5.69	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base	207
Figura 5.70	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de março, abril e maio (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base.....	208
Figura 5.71	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base.....	209
Figura 5.72	–	Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base	210
Figura 5.73	–	Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo a série de vazões mensais (1998-2003)	215

Figura 5.74	– Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003).....	215
Figura 5.75	– Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses março, abril e maio (1998-2003).....	215
Figura 5.76	– Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses junho, julho e agosto (1998-2003).....	215
Figura 5.77	– Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses setembro, outubro e novembro (1998-2003).....	215
Figura 5.78	– Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo a série de vazões mensais (1998-2003).....	218
Figura 5.79	– Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003).....	219
Figura 5.80	– Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses de março, abril e maio (1998-2003).....	220
Figura 5.81	– Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003).....	221
Figura 5.82	– Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003).....	222
Figura 5.83	– Distribuição percentual dos 88 Postos Base nos modelos, considerando os melhores valores da Distância Multicritério para os diferentes períodos em análise.....	223

LISTA DE QUADROS

Quadro 4.1	– Postos Bases utilizados na análise de previsão de vazões. Os valores entre parênteses representam os indicadores de postos fictícios do ONS	64
Quadro 4.2	– Postos Bases utilizados na análise de previsão de vazões no estudo em desenvolvimento. Os valores entre parênteses representam os indicadores de postos fictícios do ONS.....	66
Quadro 4.3	– Resumo dos modelos de previsão de vazão testados nesse estudo	69
Quadro 5.1	– Postos Base onde não foi possível à determinação de regressões estatisticamente significantes ($\alpha=5\%$) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR	116
Quadro 5.2	– Postos Base onde não foi possível à determinação de regressões estatisticamente significantes ($\alpha=5\%$) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX	132
Quadro 5.3	– Postos Base onde não foi possível à determinação de regressões estatisticamente significantes ($\alpha=5\%$) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1	149
Quadro 5.4	– Postos Base onde não foi possível à determinação de regressões estatisticamente significantes ($\alpha=5\%$) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2	166
Quadro 5.5	– Componentes Principais onde não foi possível à determinação de regressões estatisticamente significantes ($\alpha=5\%$) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR.....	183
Quadro 5.6	– Componentes Principais onde não foi possível à determinação de regressões estatisticamente significantes ($\alpha=5\%$) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX.....	200
Quadro 5.7(a)	– Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério para os diferentes períodos de análise de previsão de vazões mensais (1998-2003)	216

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1	– Evolução da produção energética (GWh) do SIN por origem no período entre 2006 e 2010	28
Tabela 3.2	– Estrutura da capacidade instalada do SIN	28
Tabela 3.3	– Extensão das linhas de transmissão do SIN em quilómetros	29
Tabela 3.4	– Evolução da energia natural afluyente regional em relação a média de longo período entre 2006 e 2010 (adaptado de ONS, 2011a).....	31
Tabela 3.5	– Evolução da produção hidroelétrica em GWh por bacia hidrográfica entre os anos de 2009 e 2010	33
Tabela 5.1	– Estatísticas das vazões afluentes (1951 a 2003) ao reservatório Furnas (m^3/s)	93
Tabela 5.2	– Coeficientes dos modelos PAR das vazões afluentes mensais ao reservatório Furnas	94
Tabela 5.3	– Coeficientes dos modelos PARX das vazões afluentes mensais do reservatório Furnas	99
Tabela 5.4	– Análise comparativa das métricas obtidas para os modelos PAR e PARX do PB Furnas.....	104
Tabela 5.5	– Postos Bases utilizados na análise de previsão de vazões no estudo em desenvolvimento. Os valores entre parênteses representam os indicadores de postos fictícios da ONS.....	106
Tabela 5.6	– As 10 variáveis mais frequentes e as estatísticas médias dos ajustes nas regressões dos diferentes modelos.	212
Tabela 5.7	– Distribuição percentual dos 88 Postos Base nos modelos, considerando os melhores valores da Distância Multicritério para os diferentes períodos em análise.	223

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	20
2	OBJETIVOS E CONTRIBUIÇÕES.....	21
3	REVISÃO DE LITERATURA	23
3.1	Considerações Sobre a Matriz Energética Brasileira.....	23
3.1.1	<i>Configuração Atual e Planos de Expansão da Matriz Energética.....</i>	23
3.1.2	<i>Estrutura Institucional Responsável pela Matriz Energética.....</i>	25
3.1.3	<i>O Sistema Interligado Nacional – SIN</i>	27
3.2	Método de Modelagem de Vazões Utilizada Atualmente Pela ONS	33
3.2.1	<i>Método de Obtenção de Vazões Naturais.....</i>	33
3.2.2	<i>Método de Obtenção de Informações Meteorológicas.....</i>	37
3.2.3	<i>Modelos de Previsão de Vazões Mensais e Geração de Cenários de Afluências ...</i>	38
3.2.4	<i>Método Estocástico de Previsão de Vazões Mensais</i>	42
3.3	Índices Climáticos e Previsões de Vazões Mensais Afluentes aos Aproveitamentos Hidroelétricos no SIN.....	46
3.3.1	<i>Relação entre Índices Climáticos e a Variabilidade de Deflúvios Naturais Mensais.....</i>	46
3.3.2	<i>Uso de Índices Climáticos em Modelos Estatísticos de Previsão de Vazões Mensais.....</i>	49
3.3.3	<i>Modelos Autorregressivos de Previsão de Vazões Mensais.....</i>	51
3.3.4	<i>Modelos Autorregressivos com Variáveis Exógenas.....</i>	54
3.3.5	<i>Uso de Modelos Autoregressivos com Variáveis Exógenas para Previsão de Vazões Mensais do SIN.....</i>	56
4	METODOLOGIA.....	59
4.1	Estratégia Metodológica.....	59
4.2	Dados Utilizados.....	62
4.2.1	<i>Postos Base.....</i>	62
4.2.2	<i>Índices Climatológicos</i>	65
4.3	Definição dos Modelos.....	67
4.3.1	<i>Estruturação dos Modelos.....</i>	69
4.4	Modelos Estatísticos de Regressão	84
4.4.1	<i>Modelo de Regressão Linear Múltipla e Mínimos Quadrados.....</i>	84

4.4.2	<i>Modelo de Regressão Stepwise</i>	85
4.5	Análise de Componente Principal	86
4.6	Modelos Autorregressivos com Variáveis Exógenas	87
4.7	Avaliação de Desempenho de Modelos	90
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	92
5.1	Resultados de Previsão de Vazão do Reservatório Furnas	92
5.1.1	<i>Análise Preliminar</i>	92
5.1.2	<i>Definição dos Modelos</i>	93
5.2	Resultados de Previsão de Vazão dos Reservatórios do SIN	105
5.2.1	<i>Análise Preliminar</i>	105
5.2.2	<i>Resultados Modelo 1 – CRD/PAR</i>	111
5.2.3	<i>Resultados Modelo 2 – CRD/PARX</i>	127
5.2.4	<i>Resultados Modelo 3 – CVZ/PARX1</i>	143
5.2.5	<i>Resultados Modelo 4 – CVZ/PARX2</i>	160
5.2.6	<i>Resultados Modelo 5 – ACP/PAR</i>	177
5.2.7	<i>Resultados Modelo 6 – ACP/PARX</i>	194
5.2.8	<i>Análise Comparativa dos Modelos de Previsão de Vazão</i>	211
6	CONCLUSÕES	227
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	230
	APÊNDICES	237

1 INTRODUÇÃO

O Brasil vem aproveitando em larga escala seu potencial hidroelétrico. No entanto, a capacidade de geração de energia a partir desta fonte é diretamente influenciada pela variabilidade do regime de afluições hidrológicas e a interconexão dos aproveitamentos hidroelétricos, cujas previsões e incertezas devem ser consideradas no planejamento da operação do sistema.

O planejamento hidroelétrico torna-se mais complexo quando se levam em consideração os múltiplos usos dos recursos hídricos, os quais devem ser analisados sob os pontos de vista geopolítico, estratégico e global, onde a questão socioambiental e a incerteza das condições climáticas futuras se tornam cada dia mais importantes e determinantes. Portanto, o setor de energia elétrica possui a responsabilidade e o dever de planejar a utilização deste recurso de forma racional e otimizada considerando os demais usuários.

Em geral, a qualidade das previsões hidrológica afeta o desempenho da operação do sistema aumentando benefícios e confiabilidade, além de reduzir custos. Dessa forma, os aperfeiçoamentos metodológicos para a obtenção dos cenários hidrológicos de previsão ou geração de afluições contribuem para a melhoria do processo de planejamento e programação da operação do Sistema Integrado Nacional (SIN). Nesse contexto, este trabalho aborda o projeto de desenvolvimento de novos modelos de previsão de vazões no âmbito do Operador Nacional do Sistema (ONS).

Estudos realizados principalmente a partir dos anos 90 apontam para o uso de variáveis climáticas como fator de diminuição de incertezas devido aos altos níveis de correlação dessas com variáveis hidrológicas. Portanto, é de se esperar que o uso de tais variáveis, com técnicas de modelagem estatísticas possam apresentar melhorias significativas na explicação da variabilidade do regime hidrológico de uma região. Outro fator explorado neste estudo é a estrutura espacial na qual os aproveitamentos hidroelétricos se apresentam dentro das diferentes zonas geoclimáticas que formam SIN, pois regimes variados permitem uma melhor gestão de risco de setor. O uso apropriado destes fatores aumenta a capacidade de tirar proveito das informações disponíveis.

2 OBJETIVOS E CONTRIBUIÇÕES

O presente projeto de tese tem como **objetivo geral** desenvolver metodologias de previsão de vazões mensais aos aproveitamentos hidroelétricos do Sistema Interligado Nacional (SIN) a partir de modelos estatísticos que levam em consideração a manutenção da estrutura espacial dos reservatórios e suas correlações com aspectos climáticos visando, assim, a contribuir para o aprimoramento operação sistema hidrelétrico brasileiro.

Este trabalho possui como **objetivos específicos**:

- a) Desenvolver modelo de previsão de vazão simultânea para todos os locais SIN através de modelos Periódicos Autorregressivos (PAR) e periódicos Autorregressivos com variáveis exógenas (PARX) utilizando índices climáticos, preservando a estrutura espacial através da correlação dos resíduos preditivos;
- b) Desenvolver modelo de previsão de vazão simultânea para SIN através de modelos PARX utilizando índices climáticos e dados de vazões de outros postos do SIN, preservando estrutura espacial explicitamente através da correlação das séries de vazões afluentes aos reservatórios;
- c) Desenvolver modelo de previsão de vazões simultâneas para SIN através de modelos PAR e PARX utilizando índices climáticos, preservando a estrutura espacial através do uso de técnicas de Análise de Componentes Principais;
- d) Análise comparativa das metodologias através das estatísticas resultantes da geração de cenários preditivos.

A previsão de vazões mensais utilizadas atualmente pelo Operador Nacional do Sistema (ONS) pode ser realizada através de duas metodologias. A primeira utiliza modelos chuva-deflúvio com passo de tempo diário agregado ao modelo de previsão estocástico de vazões semanais PREVIVAZ, este pode prever até seis semanas à frente. A geração de cenários de afluências é obtida a partir do processamento do modelo GEVAZP, considerando normalmente 1.000 cenários gerados a partir de uma série histórica de vazões naturais com 12 meses anteriores. A segunda metodologia de previsão de vazões mensais pode ser realizada de forma mais direta através do uso do PREVIVAZM, o qual possui uma estrutura de cálculo semelhante a do PREVIVAZ com um passo de tempo mensal. Segundo os autores do modelo PREVIVAZM foi elaborado como uma ferramenta para estudos especiais de verificação de

condições de atendimento da demanda energética. Os modelos utilizados nas duas metodologias utilizam o modelo Periódico Autorregressivo (PAR) ou modelo Periódico Autorregressivo com Média Móvel (PARMA).

Este trabalho possui como principais **contribuições técnicas**:

- a) Propostas de alternativa metodológicas variante do modelo atual (Gervazp) incorporando índices climáticos, ou seja, Periódico Autorregressivo com Variáveis Exógenas (PARX). O uso de modelos com média móvel foi substituído nesse estudo por padronização das vazões afluentes a serem previstas.
- b) Análise de metodologias de modelagem que reconheçam de forma explícita a estrutura espacial das vazões, proporcionando um diagnóstico mais fácil e rápido dos cenários definidos.

Os estudos existentes na literatura especializada que utilizam modelos estatísticos com uso de variáveis climáticas em sua estrutura para previsão de vazões afluentes a hidroelétricas nacionais fizeram uso de um número bem limitado de índices climáticos (entre três e quatro) para a previsão simultânea de no máximo 57 reservatórios do SIN.

Este trabalho possui como principais **contribuições científicas**:

- a) A análise de modelos de previsão simultânea mantendo a estrutura correlacional espacial de todos os 88 Postos Base do SIN utilizados na previsão realizada na operação do sistema pelo ONS.
- b) Avaliação da incorporação de todos os índices climáticos disponíveis para melhoria da previsão de vazões mensais. Os modelos propostos nessa tese utilizaram 27 índices climáticos sendo: os 22 índices climáticos disponíveis no sítio ESRL/NOAA, um índice definido por (CATALDI, 2008) e quatro índices definidos nesta tese.

3 REVISÃO DE LITERATURA

A revisão de literatura desta tese é dividida em três grandes itens onde o primeiro faz considerações sobre a matriz energética brasileira, subdividida em três tópicos que tratam da configuração atual e dos planos de expansão, a estrutura institucional responsável por cada ramo dessa matriz, a descrição do Sistema Interligado Nacional (SIN).

O segundo item trata do método de modelagem de vazões utilizadas atualmente pelo Operador Nacional do Sistema (ONS) subdividida em quatro tópicos que descrevem o método de obtenção de vazões naturais, informações meteorológicas, modelos de previsões de vazões mensais e geração de cenários de afluências, e métodos estocásticos de previsão de vazões mensais.

A questão dos índices climáticos na previsão de vazões mensais afluentes aos aproveitamentos hidroelétricos do SIN é abordada no item três, subdividido em cinco tópicos que tratam da relação entre índices climáticos e a variabilidade de deflúvios naturais mensais, do uso de índices climáticos em modelos estatísticos de previsão de vazões mensais, de modelos Autorregressivos de previsão de vazões mensais, de modelos Autorregressivos com variáveis exógenas, e do uso de modelos Autorregressivos com variáveis exógenas na previsão de vazões mensais afluentes aos aproveitamentos hidroelétricos do SIN.

3.1 Considerações Sobre a Matriz Energética Brasileira

3.1.1 *Configuração Atual e Planos de Expansão da Matriz Energética*

A atual matriz energética mundial possui como principais fontes aquelas derivadas do petróleo (36,3%), do gás natural (24,5%) e do carvão mineral (20,2%). Outras fontes somam apenas 19,0% e as de fonte hidráulica perfazem apenas 2,1% do total a partir dos dados do “*Key World Energy Statistics*” elaborado pela “*International Energy Agency*” (IEA, 2011).

Diferente desse padrão, o Brasil apresenta sua matriz energética baseada fortemente em fontes hidroelétricas, com um total de 74% da oferta interna de energia. Tal oferta equivale a 11,2% da produção mundial desta fonte específica. O maior consumidor de energia de fonte hidroelétrica no Brasil é o setor industrial (44,2%), seguido dos usos

residenciais (23,8%) e comerciais (15,0%). Usuários como setores públicos, energéticos, agropecuários e de transportes correspondem apenas 17% do total segundo o Balanço Energético Nacional de 2011 elaborado pelo Ministério de Minas e Energia (MME) com a Empresa de Pesquisa Energética (EPE) (MME/EPE, 2011).

De acordo com Atlas de Energia Elétrica do Brasil de 2002, elaborado pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) (ANEEL, 2002), as usinas hidroelétricas se concentraram fortemente na região Sul-Sudeste, a princípio, devido aos grandes centros de consumo. O Brasil vem investindo no desenvolvimento da interligação entre os centros produtores de energia visando a uma maior garantia produtiva devido às diversidades hidrológicas existentes entre as bacias hidrológicas nacionais. Portanto, hoje as usinas estão distribuídas por quase todo o país, sendo a quantidade mais discreta nas regiões Norte, Centro-Oeste e Nordeste. Em tais regiões se concentra o maior potencial a desenvolver, pois apenas 9%, 17% e 31%, respectivamente, encontram-se desenvolvidos.

Segundo o Plano Decenal de Expansão de Energia Elétrica (PDEE) – 2006-2015 (MME/EPE, 2006), somando as usinas em operação, em construção e as outorgas já concedidas, pode-se considerar que cerca de 30% do potencial hidrelétrico brasileiro se encontram ativos, proporção bem menor do que a observada nos países desenvolvidos.

Em tal estudo, é afirmado que a capacidade instalada no fim de 2005, excluindo a parcela paraguaia de 50% da produção da Usina de Itaipu, era de 70.961 MW, sendo 2% localizadas nos sistemas isolados da região Norte e menos de 2% em pequenas centrais hidroelétricas (PCHs). O aproveitamento potencial representado pelas usinas e PCHs, em construção ou com outorgas concedidas no Sistema Interligado Nacional (SIN) totalizam uma potência de 7.756 e 4.034 MW, respectivamente.

Avaliações realizadas no PDEE 2006-2015 (MME/EPE, 2006) estimam que o potencial hidroelétrico brasileiro possa chegar a 261,4 GW. Dos quais, 32% correspondem a um potencial pouco conhecido e 43% estão localizados na região Norte. Destaca-se ainda que esse valor reflita as condições de avaliação técnica, econômica e socioambiental adotadas na época em que os estudos foram realizados. Assim, tal estimativa constitui uma referência para os estudos de planejamento e não necessariamente uma meta a ser alcançada. O Plano Nacional de Energia (PNE) – 2030 (MME/EPE, 2007) identificou que do potencial hidroelétrico de 261,4 GW a parcela de 174,0 GW pode ser aproveitável sob o ponto de vista

ambiental até o ano de 2030, a grande parcela deste potencial aproveitável encontra-se na região norte, na Amazônia.

O PDEE – 2008/2017 (MME/EPE, 2009) apresenta uma sutil mudança na matriz de energia elétrica de acordo com suas fontes, onde se observa uma diminuição da participação na matriz energética entre os anos de 2008 e 2017 para as seguintes fontes: Hidroelétrica (79,6 para 71,0%) e Gás natural (8,5 para 7,8%). Observa-se também um aumento na participação de: Óleo combustível (1,3 para 5,7%), PCH (3,9 para 5,0%), Biomassa (0,9 para 2,7%), Nuclear (2,0 para 2,2%), Carvão mineral (1,4 para 2,1%), Eólica (0,3 para 0,9%), outros (0,2 para 1,4%).

O PNE – 2030 (MME/EPE, 2007) no seu estudo de expansão da oferta de energia prevê que a economia brasileira crescerá em torno de 5% a.a. entre 2010 e 2020. Portanto, estima-se a necessidade de um investimento de R\$ 1.080 bilhões nessa expansão dividida em 63% na área de petróleo e gás, 22% na área de energia hidroelétrica e 15% na área de bioenergia. Ainda segundo esse estudo tal investimento representa 2,6% do PIB acumulado no período determinado.

3.1.2 Estrutura Institucional Responsável pela Matriz Energética

O Ministério de Minas e Energia (MME) foi criado em 1960, assumindo os assuntos relativos a minas e energia que eram anteriormente do Ministério da Agricultura. Em 1997, foi criado o Conselho Nacional de Política Energética (CNPE), vinculado à Presidência da República e presidido pelo MME, com a atribuição de propor ao Presidente da República políticas nacionais e medidas para o setor. Em 2004, foi criado o Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE), cuja função é acompanhar e avaliar a continuidade e segurança do suprimento eletroenergético no território nacional (MME, 2012).

O MME possui como competência as áreas de geologia, recursos minerais e energéticos; aproveitamento da energia hidráulica; mineração e metalurgia; petróleo, combustível e energia elétrica, incluindo a nuclear. A estrutura do Ministério é composta pelas secretarias de Planejamento e Desenvolvimento Energético; de Energia Elétrica; de Petróleo, Gás Natural e Combustíveis Renováveis; e Geologia, Mineração e Transformação Mineral.

Atualmente o MME possui as seguintes entidades vinculadas: ANEEL, ANP, ELETROBRAS, PETROBRAS, CPRM, DNPM e EPE, além das entidades afins: CCEE e ONS.

ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica, autarquia em regime especial, possui como função regular e fiscalizar a geração, a transmissão, a distribuição e a comercialização da energia elétrica.

ANP – Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustível; autarquia federal, órgão regulador das atividades que integram a indústria do petróleo e gás natural e a dos biocombustíveis, além de ser responsável pela execução de sua política nacional de acordo com a Lei do Petróleo.

ELETROBRÁS – Centrais Elétricas Brasileiras; possui a atribuição de promover estudos, projetos de construção e operação de usinas geradoras, linhas de transmissão e subestações destinadas ao suprimento de energia elétrica no país. A ELETROBRÁS controla grande parte dos sistemas de geração e transmissão de energia elétrica do Brasil por intermédio de seis subsidiárias: Chesf, Furnas, Eletrosul, Eletronorte, CGTEE e Eletronuclear. Além de principal acionista destas empresas, a Eletrobrás, em nome do governo brasileiro, detém metade do capital de Itaipu Binacional. Esta também controla a Cepel e a Eletropar; atua na área de distribuição de energia nos estados do Acre, Alagoas, Amazonas, Piauí, Rondônia e Roraima. A capacidade geradora do Sistema ELETROBRÁS, incluindo metade da potência de Itaipu pertencente ao Brasil, é de 39.402 MW, correspondentes a 38% do total nacional. As linhas de transmissão do Sistema têm 59.765 km de extensão. O sistema é composto de 29 usinas hidroelétricas, 15 termelétricas e duas nucleares.

PETROBRÁS – Petróleo Brasileiro; tem como objetivo executar as atividades do setor petrolífero no Brasil em nome da União. Suas atividades englobam as operações de exploração e produção de petróleo, bem como as demais atividades ligadas ao setor de petróleo, gás natural e derivados, à exceção da distribuição atacadista e da revenda no varejo pelos postos de abastecimento. Atualmente pertence ao grupo de 16 países que produz mais de 1 milhão de barris de óleo por dia e se faz presente em 27 países.

CPRM – Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais; é uma empresa governamental, que tem as atribuições do Serviço Geológico do Brasil. Entre suas atividades, estão a realização de levantamentos geológicos, geofísicos, geoquímicos, hidrológicos, hidrogeológicos; além da gestão e divulgação de informações geológicas e hidrológicas.

DNPM – Departamento Nacional de Produção Mineral; autarquia federal que tem por finalidade promover o planejamento e o fomento da exploração mineral e do aproveitamento dos recursos minerais e superintender as pesquisas geológicas, minerais e de tecnologia mineral, bem como assegurar, controlar e fiscalizar o exercício das atividades de mineração em todo o Território Nacional, na forma do que dispõem o Código de Mineração; o Código de Águas Minerais; os respectivos regulamentos e a legislação que os complementam.

EPE – Empresa de Pesquisa Energética, empresa pública que tem por finalidade prestar serviços na área de estudos e pesquisas destinadas a subsidiar o planejamento do setor energético. As pesquisas feitas tratam de energia elétrica, petróleo e gás natural e seus derivados, carvão mineral, fontes energéticas renováveis e eficiência energética.

CCEE – Câmara de Comercialização de Energia Elétrica; associação civil integrada por agentes das categorias de geração, de distribuição e de comercialização. A instituição desempenha papel estratégico para viabilizar as operações de compra e venda de energia elétrica no SIN, registrando e administrando contratos firmados entre geradores, comercializadores, distribuidores e consumidores livres.

ONS – Operador Nacional do Sistema Elétrico; entidade de direito privado, sem fins lucrativos, responsável pelo desenvolvimento das atividades de planejamento e programação da operação, da elaboração de estudos, normas e procedimentos técnico-operacionais, da coordenação, supervisão e controle da rede de operação das instalações de geração e transmissão de energia elétrica do SIN, sob a fiscalização e regulação da ANEEL. Possui como objetivos estratégicos aumentar a segurança eletroenergética; responder aos desafios decorrentes da diversificação da matriz energética brasileira e do aumento da complexidade de operação do SIN; e aperfeiçoar a ação do ONS como gestor da rede de instalações e sua atuação nas redes de agentes e instituições.

3.1.3 O Sistema Interligado Nacional – SIN

O Sistema Interligado Nacional (SIN) responde pela produção e transmissão de energia elétrica do Brasil. É um sistema hidrotérmico de grande porte com predominância de usinas hidroelétricas, onde apenas 3,4% da capacidade de produção de eletricidade do país encontram-se fora do SIN, em pequenos sistemas isolados localizados principalmente na região amazônica (ONS, 2011a).

A evolução da produção energética do SIN em suas diversas fontes nos últimos 5 (cinco) anos mostra que em 2006 a proporção entre: as fontes hidroelétricas nacionais (exceto os 50% paraguaios de Itaipu), a energia gerada pela usina de Itaipu e as demais fontes nacionais era de 71, 21 e 8%, respectivamente; no ano 2007 a proporção era de 74, 19 e 7%; em 2008 possuía 69, 19 e 11%; para 2009 a proporção era a mesma de 2007; e para o ano de 2010 observou-se uma proporção de 72, 16 e 11%. Os valores absolutos da evolução da produção energética em GWh pode ser observada na Tabela 3.1.

Tabela 3.1 – Evolução da produção energética (GWh) do SIN por origem no período entre 2006 e 2010

Origem/Ano	2006	2007	Var.06/07	2008	Var.07/08	2009	Var.08/09	2010	Var.09/10
Hidroelétrica	296.647	322.630	8,8%	310.507	-3,8%	330.135	6,3%	344.306	4,3%
Itaipu	85.601	83.324	-2,7%	87.195	4,6%	84.407	-3,2%	78.479	-7,0%
Óleo Diesel	-	73	-	679	833,9%	12	-98,2%	1.127	9.331,4%
Óleo Comb.	242	200	-17,5%	1.640	720,9%	387	-76,4%	2.088	439,6%
Gás Natural	13.176	10.623	-19,4%	24.640	132,0%	8.567	-65,2%	25.284	195,1%
Carvão	6.687	6.199	-7,3%	6.269	1,1%	5.193	-17,2%	6.124	17,9%
Eólicas	238	559	135,2%	557	-0,4%	712	27,8%	1.445	103,1%
Biomassa	24	49	102,5%	178	263,6%	332	86,2%	461	39,0%
Nuclear	13.754	12.350	-10,2%	13.976	13,2%	12.957	-7,3%	14.523	12,1%
Outros	-	1.522	-	3.161,0	107,7%	1.736	-45,1%	2.514	44,8%
Total	416.369	437.528	5,1%	448.803	2,6%	444.439	-1,0%	476.353	7,2%

Fonte: adaptado de ONS, 2011a

No fim de 2010, a capacidade instalada no SIN era de 96.201,9 MW distribuídas em diversas fontes (ver Tabela 3.2). Possuía uma disponibilidade de importação de 4.078 MW de Itaipu contratados ao Paraguai e de 2.192 MW da Argentina, Uruguai e ANDE/Paraguai. A capacidade instalada do SIN não conta com as usinas que tenham sua capacidade instalada menor que 30 MW.

Tabela 3.2 – Estrutura da capacidade instalada do SIN

Fontes	MW	(%)
Hidroelétrica Nacional	69.677,6	72,43
Hidroelétrica Itaipu	7.000,0	7,28
Térmica convencional	16.131,4	16,77
Termonuclear	2.007,0	2,09
Eólica	586,1	0,61
Biomassa	113,2	0,12
Outros	686,5	0,71
Total	96.201,9	100,00%

Fonte: adaptado de ONS, 2011a

A Tabela 3.3 apresenta a evolução dos sistemas de transmissão do SIN para as diferentes tensões. Para uma melhor visualização da distribuição do sistema de transmissão no

território brasileiro, a Figura 3.1 apresenta tal sistema no fim de 2010 com horizonte de expansão até 2013, o qual conta um total de rede de 98.648,3 km, divididos nas seguintes proporções: 44% da rede transmitem tensões de 230 kV, 10% de 345 kV, 7% de 440 kV, 35% de 500 kV, 2% de 600 kV e 3% de 750 kV.

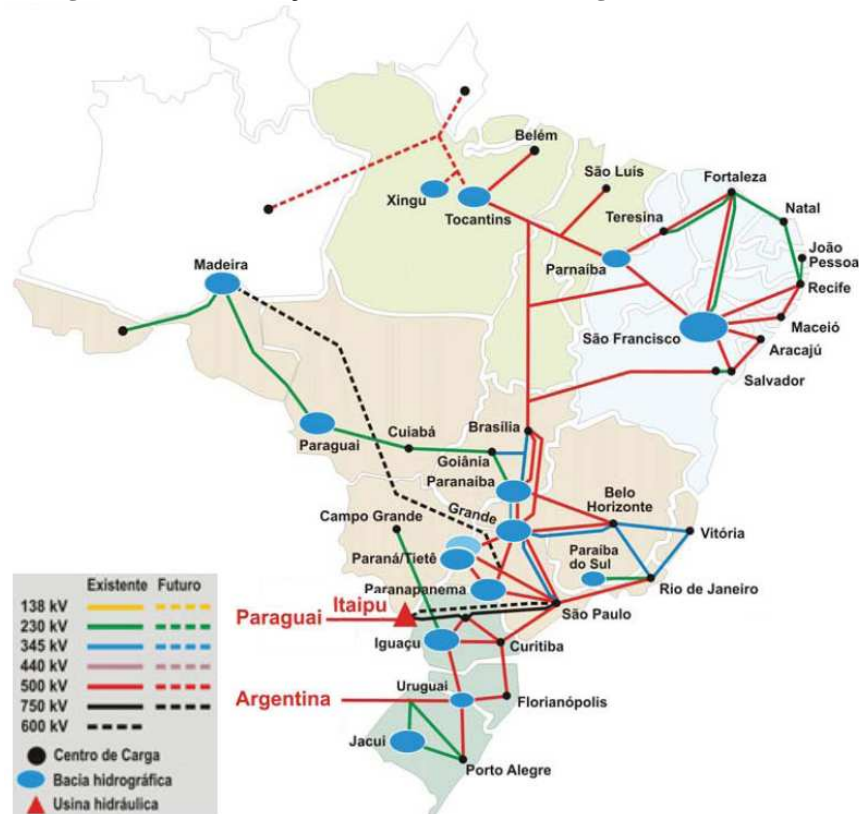
Tabela 3.3 – Extensão das linhas de transmissão do SIN em quilômetros

Tensão	2006	2007	2008	2009	2010
230 kV	36.342,5	37.155,5	37.709,9	41.503,5	43.250,6
345 kV	9.579,1	9.772,1	9.772,1	9.783,6	10.060,5
440 kV	6.671,2	6.671,2	6.671,2	6.671,2	6.670,5
500 kV	29.341,2	29.392,2	31.868,3	33.211,8	34.371,7
600 kV	1.612,0	1.612,0	1.612,0	1.612,0	1.612,0
750 kV	2.683,0	2.683,0	2.683,0	2.683,0	2.683,0
SIN	86.228,9	87.285,9	90.316,4	95.464,9	98.648,3

Fonte: adaptado de ONS, 2011a

Nota: Os valores acima se referem à rede básica (instalações com tensão maior ou igual a 230kV) mais os ativos de conexão de usinas e interligações internacionais ligados diretamente à rede básica tiveram um crescimento de 3,33% em relação a 2009, sendo adicionados aproximadamente 3.183 km de novas linhas de transmissão.

Figura 3.1 – Distribuição dos recursos hidroenergéticos

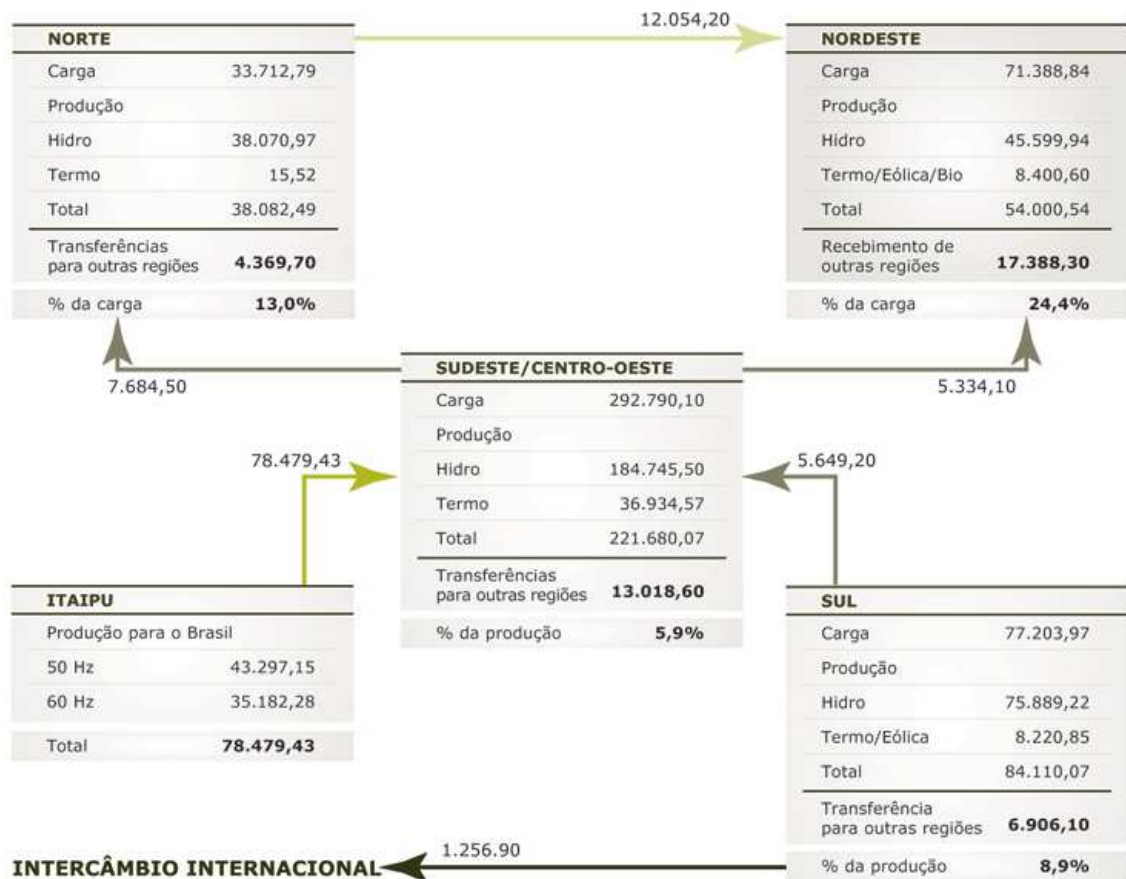


Fonte: ONS, 2011a

Com o objetivo de exemplificar: a dinâmica de produção, necessidade de carga, a transmissão entre as diferentes regiões, a produção da usina de Itaipu para o Brasil e a

exportação internacional, utiliza-se como base os valores observados no balanço da produção energética em GWh para o ano de 2010 como descrito abaixo e apresentado na Figura 3.2 que mostra a produção e a carga necessária para cada região. A região Norte produz 8% da energia nacional em GWh e demanda 7%, a região Nordeste produz 11% e demanda 18%, a região Sul produz 18% e demanda 16%, a região Sudeste/Centro-Oeste produz 47% e demanda 61%. Quanto às transferências inter-regionais a região Norte transmite 31,7% de sua produção para região Nordeste; a região Sudeste/Centro-Oeste transmite 3,5% e 2,4% de sua produção para as regiões Norte e Nordeste, respectivamente, além de receber 6,7% da produção da região Sul e 100% da produção da usina de Itaipu para o Brasil.

Figura 3.2 – Balanço de energia em GWh



Fonte: ONS, 2011a

As vazões naturais afluentes serão descritas nos itens subsequentes e receberão uma análise detalhada no escopo deste trabalho. Uma forma alternativa de caracterizar a variabilidade anual destas afluências é apresentando a evolução da energia natural afluente regional em relação à média de longo período para os últimos 5 (cinco) anos (ver Tabela 3.4).

Tabela 3.4 - Evolução da energia natural afluyente regional em relação a média de longo período entre 2006 e 2010 (adaptado de ONS, 2011a)

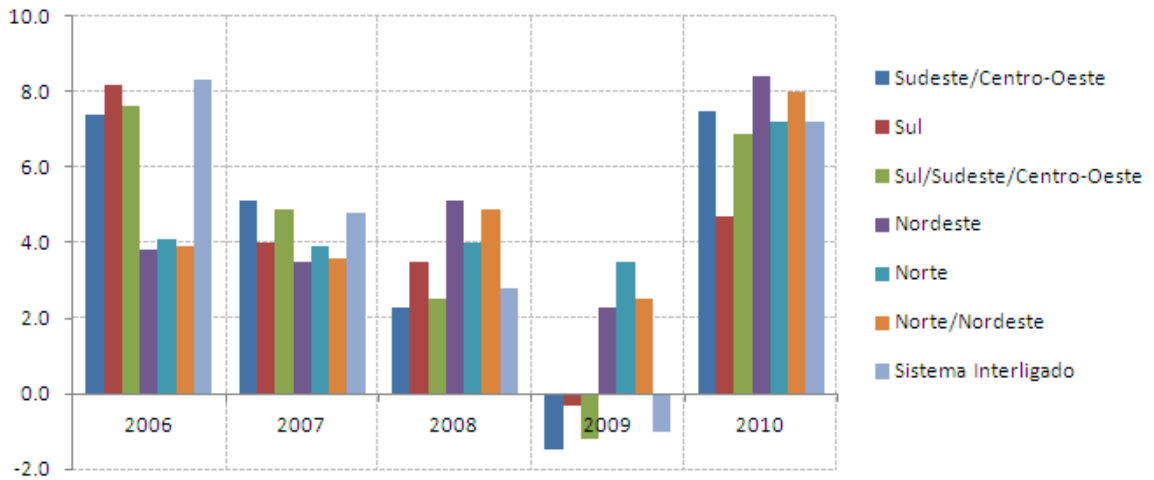
Região/Ano	2006	2007	2008	2009	2010
Sudeste/Centro-Oeste	102,2%	110,0%	103,7%	121,0%	97,0%
Sul	46,9%	106,8%	101,6%	122,0%	141,0%
Nordeste	88,7%	93,0%	72,5%	97,8%	62,0%
Norte	112,5%	86,0%	90,5%	106,5%	91,0%

Com relação à operação hidroenergética destaca-se a heterogeneidade das afluições nos subsistemas do SIN. Tomando as observações do ano de 2010, tem-se que: na região Sul a vazão média anual foram de 141% da média histórica do SIN; as regiões Norte e Nordeste tiveram afluições abaixo da média histórica da ordem de 86 e 62%, respectivamente, com períodos secos extremamente desfavoráveis; a região Sudeste a vazão média anual de 104% da média histórica, com valores relativamente estáveis ao longo do ano. A energia armazenada nos reservatórios da região Sudeste/Centro-Oeste atingiu ao final de dezembro, 44,7% do armazenamento máximo. Na região Nordeste, o armazenamento alcançou 45,2% no final do ano. Esses valores são inferiores em 27,9% e 20,3%, respectivamente, aos armazenamentos verificados ao final de 2009 (ONS, 2012).

Por fim, cabe analisar o plano de expansão do SIN onde a taxa de crescimento da carga de energia (%) é apresentado na Figura 3.3, a taxa de crescimento da carga de demanda (%) é mostrado na Figura 3.4 e o balanço da taxa de crescimento da carga de energia/demanda (%) apresentado na Figura 3.5. Observa-se nestas figuras uma necessidade de crescimento para as regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste; onde se concentram os maiores polos industriais e densidade demográfica. Estes déficits regionais fazem com que o SIN possua um déficit global que, segundo o MME/EPE (2009), deve ser suprida por um aumento da oferta das fontes consideradas limpas, devido a não emissão de gases na atmosfera. Apesar do planejamento de aumento da oferta de energia de fonte hidroelétrica o aumento da oferta fará com que tal fonte continue suprimindo entre 70 e 75% da demanda a longo prazo.

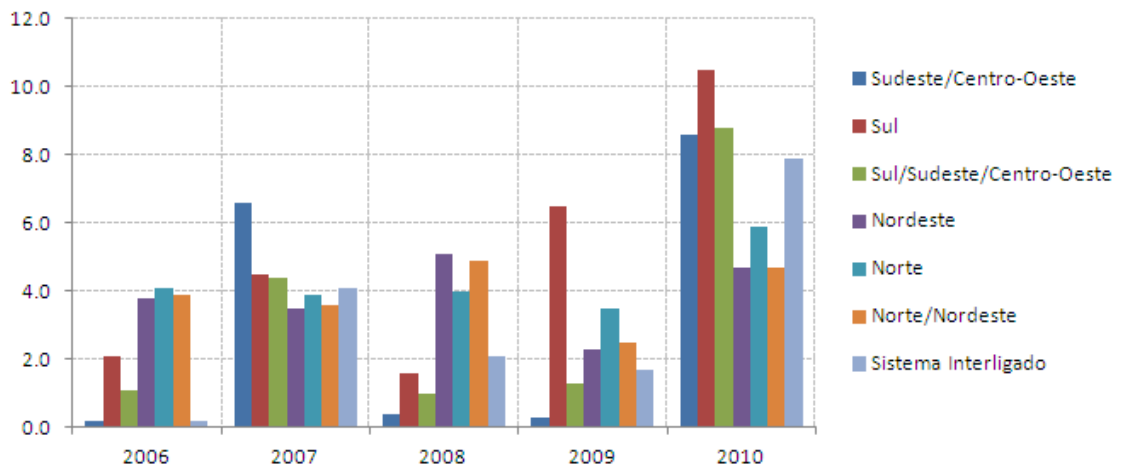
Analisando somente produção energética a partir de hidroelétricas, divididas por bacias hidrográficas de planejamento, tem-se na Tabela 3.5 a evolução da produção hidroelétrica em GWh entre os anos de 2009 e 2010.

Figura 3.3 – Taxa de Crescimento da Carga de Energia (%)



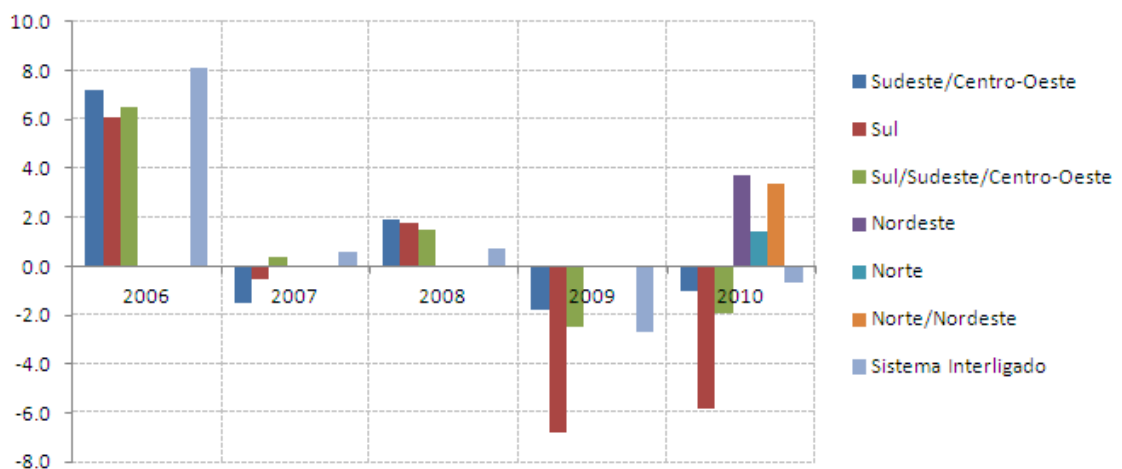
Fonte: (ONS, 2011a)

Figura 3.4 – Taxa de Crescimento da Carga de Demanda (%) (ONS, 2011a)



Fonte: ONS, 2011a

Figura 3.5 – Balanço da Taxa de Crescimento da Carga de Energia/Demanda (%)



Fonte: ONS, 2011a

Tabela 3.5 – Evolução da produção hidroelétrica em GWh por bacia hidrográfica entre os anos de 2009 e 2010

Bacias	2009	2010	Var.09/10	Bacias	2009	2010	Var.09/10
Paraná	76.654,5	80.032,5	4,4%	Uruguai	19.834,9	26.442,9	33,3%
São Francisco	51.985,1	45.592,4	-12,3%	Paranapanema	13.283,8	14.223,8	7,1%
Tocantins	52.657,6	55.332,5	5,1%	Tiete	8.737,4	8.954,3	2,5%
Iguaçu	29.230,3	38.926,9	33,2%	Paraíba do Sul	6.984,5	7.309,9	4,7%
Paranaíba	35.724,8	38.041,0	6,5%	Jacuí	6.055,6	6.512,3	7,5%
Grande	42.888,4	40.737,1	-5,0%	Outras	70.505,7	60.679,5	-13,9%
				Total	414.542,7	422.785,1	2,0%

Fonte: adaptado de ONS, 2011a

3.2 Método de Modelagem de Vazões Utilizada Atualmente Pela ONS

3.2.1 Método de Obtenção de Vazões Naturais

As vazões naturais – sejam diárias, semanais ou mensais – são calculadas e consistidas a partir dos dados hidráulicos diários medidos nas estações fluviométricas previamente definidas, de acordo com a disponibilidade da rede de monitoramento, em cada bacia hidrográfica incremental. Tal consistência tem como objetivo a eliminação e/ou minimização de valores negativos e a suavização de grandes oscilações consideradas incompatíveis com a natureza da bacia (ONS, 2009a). Assim, as vazões naturais nos locais de aproveitamento do sistema são obtidas a partir das vazões naturais consistidas.

Periodicamente o Operador Nacional do Sistema (ONS) disponibiliza um relatório apresentando séries de vazões naturais dos aproveitamentos/postos em operação e em expansão com um horizonte de 5 (cinco) anos (cada local de aproveitamento hidrelétrico do Sistema Interligado Nacional (SIN) está associado um posto fictício localizado no eixo da barragem). Em tal documento os postos em operação e em expansão são subdivididos em naturais e artificiais onde os conceitos e características serão descritos a seguir.

Os Postos em Operação são os aproveitamentos que se encontram em operação ou já foi iniciado o processo de enchimento do seu reservatório. Os Postos em Expansão são definidos como aqueles onde o processo de enchimento de seu reservatório se dará nos próximos 60 meses (ONS, 2011b).

Os Postos Naturais são aproveitamentos que correspondem às vazões naturais obtidas a partir da incorporação das vazões relativas à evaporação líquida dos reservatórios, dos usos consutivos da água na bacia, e dos efeitos da operação dos aproveitamentos de montante, devidamente propagados temporalmente.

As séries históricas de vazões naturais apresentam, também, as séries de vazões dos denominados Postos Artificiais. Para o cálculo dessas, é considerado o efeito de qualquer regra de operação preestabelecida que possa alterar o regime ou fluxo natural d'água do local, tais como desvios físicos e bombeamentos a montante. A metodologia utilizada para cálculo das séries de vazões dos Postos Artificiais é estabelecida pelo ONS, em conjunto com os agentes de geração, de forma individual e de acordo com a necessidade para operação do SIN.

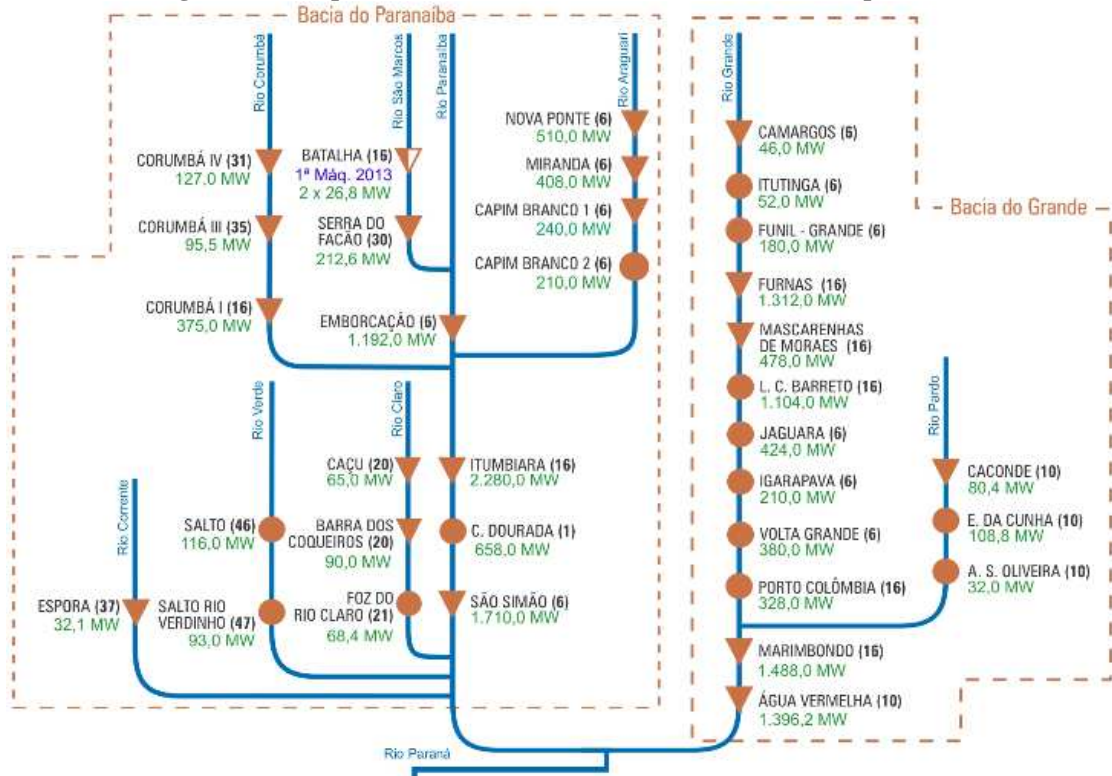
As vazões dos Postos Artificiais são adotadas apenas no modelo de planejamento de médio prazo no qual a representação dos subsistemas se faz através de reservatórios equivalentes, não sendo possível considerar as operações de bombeamentos e de desvios decorrentes de regras específicas para algumas bacias. Em tais modelos, as séries de vazões naturais utilizadas são as médias mensais, discretização temporal esta compatível com os estudos a serem desenvolvidos neste estudo.

Até o fim de 2010 o SIN contava com 206 séries de vazões naturais devidamente consistidas divididas em 185 pontos de aproveitamento no sistema. Onde 161 são Postos Naturais, 3 são Postos Artificiais e 21 Naturais/Artificiais. Dos 185 locais de aproveitamento, 169 são Postos em Operação e 16 são Postos em Expansão com horizonte de projeto até 2015. Dos Postos Naturais, 144 encontram-se em Operação e 14 são de Expansões; dos Postos Artificiais 23 encontram-se em Operação e 4 são Artificiais. Com essa estrutura descrita é prevista uma potência instalada em hidroelétricas de 87.499 MW para o ano de 2015 (ONS, 2011b).

As características dos aproveitamentos hidroelétricos organizados pelo código utilizado pela ONS, nome, bacia, rio, situação de operação e tipo de serie; são apresentadas no APÊNDICE A.

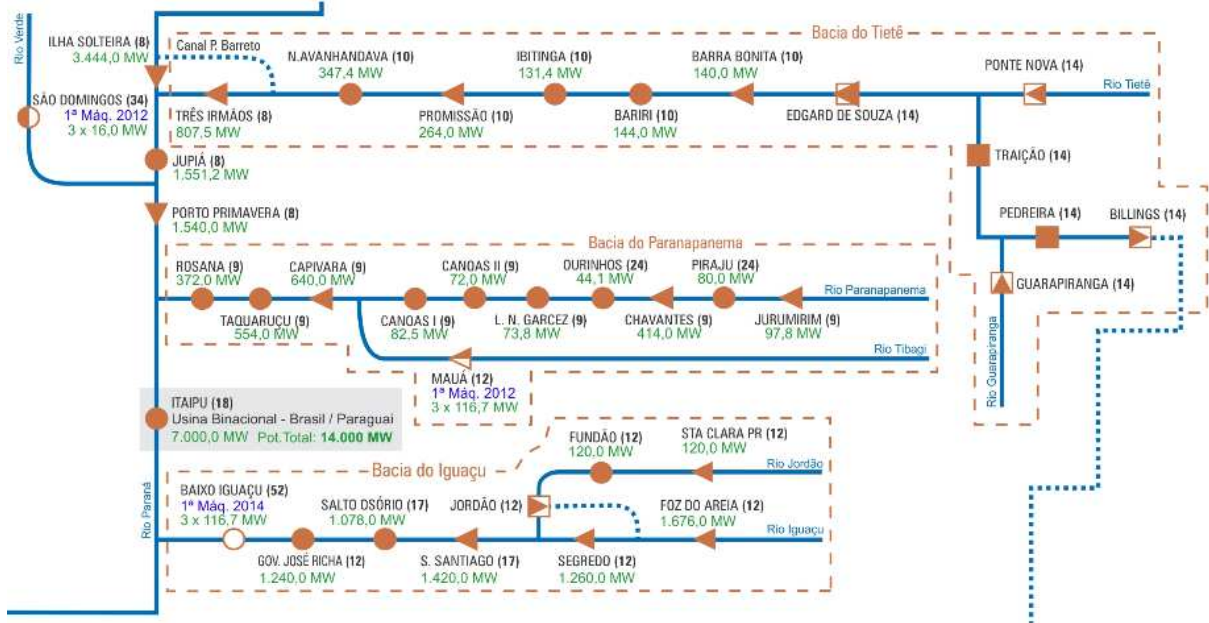
As Figuras 3.6 (a-e) apresentam a distribuição esquemática dos aproveitamentos hidroelétricos.

Figura 3.6a – Aproveitamento hidroelétricos do SIN divididos por bacia



Fonte: ONS, 2011b

Figura 3.6b – Aproveitamento hidroelétricos do SIN divididos por bacia



Fonte: ONS, 2011b

Figura 3.6e – Aproveitamento hidroelétricos do SIN divididos por bacia



Fonte: ONS, 2011b

3.2.2 Método de Obtenção de Informações Meteorológicas

No ONS (2009b), são definidos os processos de aquisição de dados meteorológicos e pluviométricos observados, além de imagens de satélite e de radar, descargas atmosféricas e previsões numéricas de tempo; que fornecem as informações para programação e operação do SIN, principalmente para as bacias hidrográficas, sistemas de transmissão e centros de carga.

O ONS recebe das entidades responsáveis por estações meteorológicas e pluviométricas os dados horários e diários disponíveis analisando-os e consolidando-os. Essas entidades são basicamente a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), o Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), o Ministério da Defesa (MD), a Agência Nacional de Águas (ANA) e os Sistemas Estaduais de Meteorologia; além de outras entidades públicas e/ou privadas.

O cálculo da precipitação média observada é determinado a partir dos totais diários de precipitação, previamente consistidos, coletados nas bacias de interesse do SIN e em suas bacias vizinhas. Os mapas de precipitação totais diárias, semanais, mensais e anuais

de precipitação observados são representados numericamente e por meio de isolinhas sobre mapas com os limites das bacias hidrográficas e com a hidrografia. Os mesmos procedimentos são realizados para os dados de previsões de precipitação provenientes de modelos numéricos.

As previsões horárias de temperatura do ar, velocidade e direção do vento, além de outras variáveis meteorológicas consideradas relevantes são provenientes de modelos numéricos de previsão do tempo para as capitais brasileiras e para os centros de carga. Estes dados são atualizados e representados numericamente.

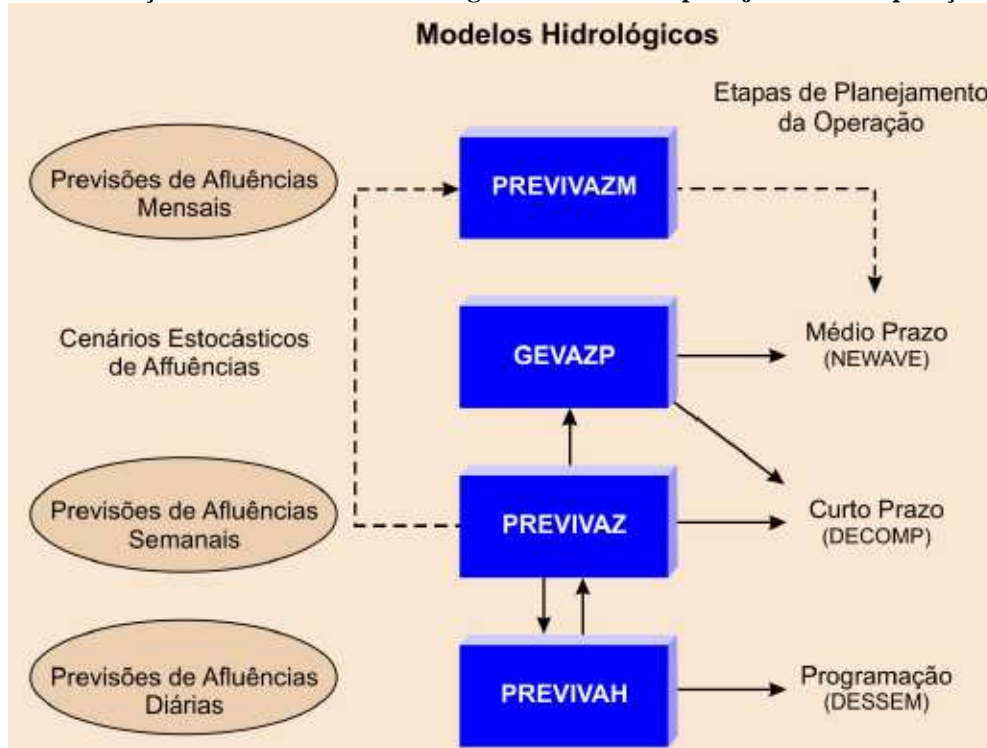
3.2.3 Modelos de Previsão de Vazões Mensais e Geração de Cenários de Afluências

A previsão de vazões e geração de cenários de afluências definidas em ONS (2009c, 2012) estabelece os processos para a previsão de vazões mensais, semanais e diárias e para a geração de cenários de afluências naturais médias mensais utilizadas na elaboração do Programa Mensal da Operação Energética (PMO).

Em razão das metodologias e critérios atualmente adotados na previsão de vazões, pode-se abrir mão da disponibilidade de vazões mensais para alguns locais de aproveitamentos em operação. Para tanto, adota-se, em geral, a realização de previsão de vazões para um subconjunto de aproveitamentos de cada bacia, denominados de Postos Base. No restante dos locais de aproveitamento, as vazões são previstas através de regressões lineares mensais a partir dos dados previstos nos Postos Bases para complementar as previsões de vazões para todo o SIN (ONS, 2011b). A ONS trabalha, atualmente, com um número total de 88 Postos Base representativo dos diversos regimes hidrográficos regionais encontrados em território brasileiro. Tais Postos Base encontram-se definidos no **Capítulo 4** desse estudo.

Ferramentas computacionais dão suporte às diversas atividades nos procedimentos de rede de acordo com o horizonte de planejamento, tipo de geração de vazão e operação, e discretização temporal (Ver Figura 3.7).

Figura 3.7 – Interação entre os modelos hidrológicos e a cadeia de planejamento da operação do SIN



Fonte: Costa et al. (2007)

Neste estudo, será utilizado um planejamento de médio prazo, com horizonte de até 10 anos e discretização temporal com base no mês, portanto serão aqui descritos somente os modelos utilizados pelo ONS de acordo com os critérios definidos em ONS (2009c, 2012). Uma descrição geral dos modelos hidrológicos de previsão de vazões e dos modelos de planejamento estratégico da operação, em suas diversas escalas de tempo, pode ser observada em COSTA *et al.* (2007).

A previsão de vazões mensais é realizada para os diversos aproveitamentos hidrelétricos do SIN e em sua maioria obtida através da combinação entre modelos hidrológicos de transformação precipitação-vazão com passo de tempo diário agregado ao modelo de previsão estocástico de vazões semanais PREVIVAZ (MACEIRA *et al.*, 1999). Os modelos precipitação-vazão utilizam os dados das séries históricas e pseudo-históricas dos postos fluviométricos e de precipitação nas bacias hidrográficas de referência (ONS, 2009d e 2012).

A estrutura de previsão de vazões mensais para as usinas hidroelétricas (UHE) do SIN pode ser observadas a seguir (ONS, 2012).

Para a UHE Três Marias, na bacia do rio São Francisco, foi utilizado um modelo baseado em inteligência artificial, redes neurais, Neuro3M para a 1ª semana de previsão e o PREVIVAZ para as demais semanas do mês.

No trecho incremental entre Três Marias, Queimado e Sobradinho, na bacia do rio São Francisco, utiliza-se o modelo CPINS (rotina de propagação do modelo hidrológico SSARR) para 1ª e 2ª semanas de previsão e o PREVIVAZ para as demais semanas.

Para a bacia do rio Uruguai foi utilizado o Modelo de Previsão de Classes de Vazões – MPCV (baseado em técnicas de mineração de dados) somente para a 1ª semana de previsão e o PREVIVAZ para as demais semanas do mês.

Para a bacia do rio Iguaçu foi utilizada um modelo baseado em inteligência artificial, redes neurais do tipo Fuzzy recorrente, somente para a 1ª semana de previsão e o PREVIVAZ para as demais semanas do mês.

Para o trecho da bacia do rio Paraná entre as UHEs Rosana, Porto Primavera e Itaipu foi utilizado, somente para a 1ª semana de previsão, o modelo SMAP-MEL (Combinação linear de modelagem conceitual concentrada SMAP e de Modelagem Estocástica Linear – MEL) e o PREVIVAZ para as demais semanas do mês.

Para a bacia do rio Paranaíba, entre a UHE Itumbiara e São Simão, foi utilizado o modelo físico distribuído MGB-IPH somente para a 1ª semana de previsão e o PREVIVAZ para as demais semanas do mês.

Para o trecho alto-médio da bacia do rio Grande, até Porto Colômbia foi utilizado o modelo conceitual concentrado SMAP somente para a 1ª semana de previsão e o PREVIVAZ para as demais semanas do mês.

Para a bacia do rio Paranapanema foi utilizada o modelo conceitual concentrado SMAP para a 1ª semana de previsão, e o PREVIVAZ para as demais semanas do mês.

O PREVIVAZ constitui-se num modelo estocástico de previsão de vazões semanais para um horizonte de até seis semanas com o uso de informações de até 4 semanas anteriores. Sua rotina permite que em toda semana seja feita uma revisão da programação da próxima semana em diante até o fechamento do mês. O modelo se baseia em 94 combinações de: estrutura de correlação periódica ou estacionária, tipos de transformação e métodos de estimação de parâmetros (ONS, 2009d). Em sua versão mais recente, PREVIVAZ 5.3, além de permitir a escolha automática do tipo de transformação permite a adoção de limites no

processo de previsão de vazões para evitar valores que se distanciem muito do histórico recente ou passado (ONS, 2010a).

A geração de cenários de aflúências é obtida a partir do processamento do modelo GEVAZP, considerando normalmente 1.000 cenários gerados a partir de uma série histórica de vazões naturais com 12 meses anteriores (ONS, 2009c).

GEVAZP – Modelo estocástico multivariado de geração de séries sintéticas de vazões incrementais e totais afluentes as unidades de aproveitamentos hidroelétricos, que se baseia em modelos estocásticos Periódicos Autorregressivos e utiliza informações de até 11 meses anteriores. Esse modelo gera cenários em paralelo com a mesma probabilidade de ocorrência, incluindo, dessa forma, a incerteza dessas energias (ONS, 2009d).

De posse das vazões naturais afluentes semanais previstas define-se o intervalo de confiança para se obter o limite inferior e superior, eliminam-se as vazões incrementais negativas através de aumento e/ou diminuir de vazões dependendo da semana ou estação em questão, tendo como base as características bacia hidrográfica a qual o posto se encontra. As médias mensais são calculadas utilizando-se uma proporcionalidade das semanas do PMO, considerando o número de dias do mês que pertencem a cada semana. Por fim, definem-se os valores das Energias Naturais Afluentes (ENA) a serem considerados na rodada do modelo NEWAVE, para os quatro subsistemas.

NEWAVE – Modelo para otimização hidrotérmica para subsistemas equivalentes interligados, baseado na técnica de Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE). Este tem como objetivo determinar a estratégia de operação de médio prazo, de forma a minimizar o valor esperado do custo total de operação ao longo do período de planejamento da operação; analisar as condições de atendimento energético no horizonte de médio prazo; informar as condições de fronteira por meio da função de custo futuro para o modelo de programação de curto prazo; e calcular os custos marginais de operação mensais para cada patamar de carga (ONS, 2009d).

Uma modelagem alternativa como se pode observar na Figura 3.7 é proposta Costa *et al.* (2003) através do uso do PREVIVAZM, o qual possui uma estrutura de cálculo semelhante a do PREVIVAZ com um passo de tempo mensal. As séries de vazões naturais afluentes mensais geradas pelo PREVIVAZM irão alimentar o modelo NEWAVE na etapa de planejamento. Segundo os autores do modelo PREVIVAZM, este foi elaborado como uma

ferramenta para estudos especiais de verificação de condições de atendimento da demanda energética.

De acordo com Quintão *et al.* (2009), analisou-se a previsão de vazão de um mês_(i+1), para os aproveitamentos hidroelétricos de Tucuruí e de Curuá-Una, e chegou-se à conclusão de que o uso das vazões da 1ª, 2ª e 3ª semanas do mês_(i) obtidas através do modelo PREVIVAZ possui melhor desempenho que a previsão através do PREVIVAZM com dados do mês_(i-2). A previsão através do PREVIVAZM das vazões do mês_(i+1) só possui desempenho superior na “situação ideal” de se utilizar como variável explanatória a vazão do mês_(i). Assim, os autores concluem que o uso acoplado dos modelos PREVIVAZ e PREVIVAZM pode aumentar o desempenho na previsão de vazões mensais.

3.2.4 Método Estocástico de Previsão de Vazões Mensais

Um processo estocástico é totalmente descrito pelo conjunto de todas as séries temporais que o compõe ou pela distribuição de probabilidades conjunta de todas as variáveis aleatórias envolvidas. Na prática hidrológica, só há a disponibilidade de um processo estocástico que corresponde à série histórica observada. Portanto, a modelagem de séries sintéticas tem por objetivo ajustar um modelo pelo qual se acredita que a série histórica tenha sido produzida e a partir dele gerar séries sintéticas diferentes da série observada, mas com a mesma probabilidade de acontecer.

Em geral, os processos de modelagem de vazões mensais apresentam um comportamento periódico descrito pelos ciclos sazonais interanuais. Cada período apresenta um conjunto de características estatísticas próprias descritas pela média, desvio-padrão e estrutura de correlações sazonais. Segundo Maceira *et al.* (2005), a modelagem desse tipo de séries pode ser feita pelo uso de formulações autorregressivas cujos parâmetros apresentam um comportamento periódico. A estas classes de modelos costuma-se denominar modelos Periódicos Autorregressivos (PAR) que é uma generalização dos modelos Autorregressivos (AR) (SALAS, *et al.*, 1997).

A aplicabilidade destes modelos para o SIN tem como um dos estudos pioneiros o comparativo realizado por Maceira *et al.* (1987) entre o desempenho, para previsão de vazão, dos modelos PAR e os modelos estocásticos utilizados a época no setor elétrico nacional. Tal experimento foi realizado em um reservatório hipotético localizado no sudeste brasileiro. A

comparação utilizou aplicação de programação dinâmica com o modelo de Thomas-Fiering (LOUCKS & LYNN, 1966), tal modelo era utilizado na determinação das estratégias de operação mensal. Na aplicação de simulação, utilizava-se o modelo de Thomas-Fiering com o modelo de desagregação desenvolvido pelo CEPEL. Tal estudo demonstra o melhor desempenho dos modelos PAR para previsão de vazão de um mês a frente e na geração de séries sintéticas de vazão, o qual segundo os autores torna o modelo PAR uma alternativa atraente para modelagem de séries hidrológicas mensais podendo-se usar na identificação, estimação e verificação as metodologias anteriormente apresentadas.

A modelagem das vazões afluentes utilizada atualmente pelo ONS no SIN são descritos passo a passo em Maceira *et al.* (2005) e CEPEL (2006), tais modelos PAR(p) é realizado para cada local de forma independente e depois correlacionas-se espacialmente os postos através dos ruídos. A metodologia mencionada será resumida abaixo.

Os modelos PAR(p) são referenciados pelo índice “ p ” o denomina a ordem ou termos Autorregressivos do modelo. Em geral, “ p ” é um vetor onde cada elemento fornece a ordem de cada período PAR(p_1, p_2, \dots, p_{12}). A formulação geral para uma variável “ Z ” padronizada pode ser descrita matematicamente da seguinte forma:

$$\frac{(Z_t - \mu_m)}{\sigma_m} = \phi_1^m \left(\frac{(Z_{(t-1)} - \mu_{(m-1)})}{\sigma_{(m-1)}} \right) + \dots + \phi_{p_m}^m \left(\frac{(Z_{(t-p_m)} - \mu_{(m-p_m)})}{\sigma_{(m-p_m)}} \right) + a_t \quad (3.1)$$

Z_t – uma série sazonal de período “ s ”

s – número de períodos ($s=12$ para séries mensais)

N – número de anos

t – o índice do tempo, $t=1,2,\dots,sN$, função do ano $T(T=1,2,\dots,N)$ e do período

$m(m=1,2,\dots,s)$

μ_m – média sazonal de período “ s ”

σ_m – desvio-padrão sazonal de período “ s ”

ϕ – operador Período Autorregressivo

P_m – ordem do operador Período Autorregressivo “ m ”

a_t – série de ruídos independentes com média zero e variância $\sigma_a^{2(m)}$

O $\rho^{m(k)}$ é a correlação entre Z_t e $Z_{(t-k)}$, de tal forma que “ t ” correspondam aos períodos $m=1,2,\dots,s$. O conjunto de funções de auto-correlação de $\rho^{m(k)}$ deste período

descrevem a estrutura de dependência temporal da série. Estas funções são dadas por Maceira (1989):

$$\begin{aligned} \rho_{(k)}^m = E \left[\frac{(Z_t - \mu_m)}{\sigma_m} \times \frac{(Z_{(t-k)} - \mu_{(m-k)})}{\sigma_{(m-k)}} \right] &= \phi_1^m E \left[\left(\frac{(Z_{(t-1)} - \mu_{(m-1)})}{\sigma_{(m-1)}} \right) \times \left(\frac{(Z_{(t-k)} - \mu_{(m-k)})}{\sigma_{(m-k)}} \right) \right] + \\ \dots + \phi_{p_m}^m E \left[\left(\frac{(Z_{(t-p_m)} - \mu_{(m-p_m)})}{\sigma_{(m-p_m)}} \right) \times \left(\frac{(Z_{(t-k)} - \mu_{(m-k)})}{\sigma_{(m-k)}} \right) \right] &+ E \left[a_t \left(\frac{(Z_{(t-k)} - \mu_{(m-k)})}{\sigma_{(m-k)}} \right) \right] \end{aligned} \quad (3.2)$$

Fixando-se “ m ” e variando “ k ” de 1 a “ p_m ” obtêm-se para cada período um sistema matricial chamada de equações de Yule-Walker para um período “ m ” qualquer. Se considerarmos ϕ_{kj} o j -ésimo parâmetro Autorregressivo de um processo de ordem “ k ”, ϕ_{kk} é o último parâmetro deste processo. Assim as equações de Yule-Walker para cada período “ m ” podem ser descrita da seguinte maneira na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} 1 & \rho_{(1)}^{(m-1)} & \rho_{(2)}^{(m-1)} & \dots & \rho_{(p_m-1)}^{(m-1)} \\ \rho_{(1)}^{(m-1)} & 1 & \rho_{(1)}^{(m-2)} & \dots & \rho_{(p_m-2)}^{(m-2)} \\ \rho_{(2)}^{(m-1)} & \rho_{(1)}^{(m-2)} & 1 & \dots & \rho_{(p_m-3)}^{(m-3)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{(k-1)}^{(m-1)} & \rho_{(k-2)}^{(m-2)} & \rho_{(k-3)}^{(m-3)} & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{k1}^m \\ \phi_{k2}^m \\ \phi_{k3}^m \\ \vdots \\ \phi_{kk}^m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_{(1)}^m \\ \rho_{(2)}^m \\ \rho_{(3)}^m \\ \vdots \\ \rho_{(k)}^m \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

O conjunto de valores $\phi_{m_{kk}}$, $k=1,2,\dots,m$, chamamos de função de autocorrelação parcial do período “ m ”. O conjunto de funções $\phi_{m_{kk}}$, $m=1,2,\dots,s$, é uma forma de representar a estrutura de dependência do processo estocástico ao longo do tempo. Em um processo Autorregressivo de ordem “ p_m ”, a função de autocorrelação parcial $\phi_{m_{kk}}$ será diferente de zero para “ k ” menor ou igual a “ p_m ” e zero para “ k ” maior “ p_m ”.

Assim para um $k=0$ e multiplicando a equação (2) por “ a_t ” teremos:

$$E \left[a_t \left(\frac{(Z_t - \mu_m)}{\sigma_m} \right) \right] = \sigma_a^{2m} \quad (3.4)$$

Para o ajuste dos modelos o ONS utiliza-se a metodologia proposta por Box e Jenkins, (1970) nesta, a estratégia de seleção do modelo é feita em três etapas: i) Identificação do modelo, escolher por tentativa a ordem do modelo baseando-se em estimativas das funções

$\rho_{(k)}^m$ e \varnothing_{kk} obtidas a partir da série amostral. ii) Estimação do modelo e seus parâmetros recomendando o método de máxima verossimilhança. No entanto, de acordo com CEPEL (2006) a ONS utiliza o método dos momentos com resultados bastante eficientes. iii) Verificação do modelo, verificar através de testes estatísticos se as hipóteses assumidas durante as etapas anteriores são atendidas.

Muitos pesquisadores assumem que os resíduos “at” apresentam distribuição Normal e uma possível não-normalidade pode ser corrigida pela transformação do tipo Box-Cox. De acordo com objetivo definido pelo ONS e as características multireservatórios do SIN, o modelo de geração de séries sintéticas é aplicado diretamente à série temporal original, evitando assim o uso de transformações especiais, devendo assim ser capaz de lidar com resíduos que apresentam um forte coeficiente de assimetria.

Neste caso, a solução sugerida por Maceira & Mercio (1997) foi ajustar uma distribuição Lognormal de 3 parâmetros aos resíduos mensais “at”. Desta forma, a variável ξ_t tem distribuição Normal com média zero e desvio-padrão igual a σ_{ξ}^{2m} . Utiliza-se $\xi_t = \ln(a_t - \Delta)$, como forma de preservar os momentos dos resíduos define-se: $\sigma_{\xi}^{2m} = (\ln(\theta))^{\frac{1}{2}}$ e $\Delta = -\sigma_a^m / (\theta - 1)^{\frac{1}{2}}$, logo temos: $\theta = 1 + \sigma_a^{2m} / (-\Delta)^2$. Assim σ_{ξ}^{2m} pode ser diretamente obtido a partir da resolução de tais equações.

Com objetivo de gerar vazões mensais multivariadas assume-se que os resíduos espacialmente não correlacionados, ξ_t , podem ser transformados em resíduos espacialmente correlacionados, W_t , onde $W_t = D\xi_t$. O “D” é uma matriz quadrada de dimensão igual ao número de usinas hidroelétricas, tal matriz pode ser estimada por $DD^T = \hat{U}$, onde \hat{U} pode ser definido como a estimativa da matriz de covariâncias $[E(\hat{\xi}_t, \hat{\xi}_t^T)]$.

De acordo com CEPEL (2006), na prática, o comportamento dos resíduos não segue o comportamento das vazões, pois os resíduos não são espacialmente correlacionados. No entanto, a fim de se preservarem as dependências espaciais entre as usinas utilizou-se a correlação espacial entre as vazões em substituição à correlação espacial entre resíduos. A matriz “D” pode ser estimada adotando-se esta como uma matriz triangular inferior ou por decomposição espectral.

3.3 Índices Climáticos e Previsões de Vazões Mensais Afluentes aos Aproveitamentos Hidroelétricos no SIN

3.3.1 Relação entre Índices Climáticos e a Variabilidade de Deflúvios Naturais Mensais

Diversos estudos sugerem uma alta correlação entre a temperatura da superfície do mar (TSM), e índices derivados, com a variabilidade de deflúvios naturais na escala mensal e sazonal, cabe reforçar que apesar da descrição de estudos de diferentes escalas temporais este projeto de tese tem como foco a escala mensal.

Dentre tais estudos pode-se citar os realizados em escala global de Dettinger & Diaz (2001), o de Amarasekera *et al.* (1997) realizado na zona tropical da América do Sul e África, e o de Stuck *et al.* (2006) e Garcia & Mechoso (2005) na América do sul. Os estudos de Carriello *et al.* (2005), Soares *et al.* (2006) e Kim & Vissotto (2003) analisam a relação entre a TSM e a hidrografia do Brasil como um todo. Em termos de bacias específicas os trabalhos de Cardoso & Sousa Dias (2006), Berri *et al.* (2002), Mechoso & Iribarren (1992) analisando bacias do sudeste brasileiro; Foley *et al.* (2002) e Barros *et al.* (2004) analisando bacias do noroeste brasileiro; Galvêncio & Sousa (2002) e Silva & Molion (2004) analisando bacias nordeste brasileiro; mostram a boa capacidade representativa da TSM para com variabilidade dos deflúvios da hidrografia território brasileiro.

Dettinger & Diaz (2001) realizaram um estudo em escala global analisando a correlação da TSM – Índice de Oscilação Sul (SOI), Pacífico Norte (NP), Oscilação do Atlântico Norte (NAO) e El Niño – com as vazões mensais de 1.345 estações fluviométricas localizadas nos cinco continentes. A variabilidade nas séries de vazões foi representada pela sazonalidade intranual, variabilidade vazão anual, mês de maior vazão, diferença em meses entre o mês de maior vazão e o de maior precipitação, relação entre vazão do mês de pico e a respectiva precipitação efetiva (precipitação-evaporação), vazão média anual por unidade de área, eficiência da vazão média (relação média anual entre vazão e precipitação), coeficiente de variação anual das vazões e das precipitações. As precipitações (5.328 estações) e vazões (1.345 estações) foram analisadas com valores médios em células de 5°x 5°. As evaporações foram obtidas através do NCEP-NCAR em grid de 2,5°x 2,5°.

O trabalho de Dettinger & Diaz (2001) apresenta como conclusões que as estimativas de correlações entre as vazões totais anuais e os índices climáticos, tais como o

SOI e NAO ilustram bem as teleconexões responsáveis pelos deflúvios em termos globais. Em termos sazonais o SOI se mostrou correlacionado com a variabilidade das vazões nas Américas, Europa e Austrália. As diferenças de escoamento médio em anos de El Niño em relação a média geral dos deflúvios é cerca de cinco vezes maior que as diferenças correspondentes a precipitação. Em geral, os deflúvios médios anuais em rios tropicais são menores durante os anos de El Niño, já em regiões extratropicais a dependência é bem menor variando de região para região. As previsões de longo termo no oeste norte-americano, na América do Sul e Austrália são melhores representadas pelo SOI. As vazões anuais na maior parte da América do Norte, bem como na Europa e na zona tropical apresenta-se bem correlacionada com NP. A variabilidade sazonal de NAO é refletida na variabilidade das vazões nas regiões do leste dos Estados Unidos, Europa, zona tropical Sul-Americana e África.

Em termos regionais, Amarasekera *et al.* (1997) realizaram análises da correlação da TSM, mais especificamente o índice El Niño-Oscilação Sul (ENSO), e a variabilidade natural das vazões dos quatro maiores rios tropicais. Neste estudo foi constatado que as vazões anuais dos rios da bacia Amazônica (América do Sul), Congo e Nilo (África) são negativamente correlacionados com valores do ENSO e a bacia do rio Paraná (América do Sul) apresentou uma relação positiva. Citando trabalhos anteriores foi feito, nesse mesmo estudo, um resumo de causa e efeito entre as vazões e precipitações sazonais e a fase quente do ENSO. Na América do Sul os rios Amazonas e Trombetas ocorrem uma redução nos deflúvios, redução da precipitação no Nordeste brasileiro, e aumento dos deflúvios no rio Paraná. Nos rios africanos a fase quente do ENSO gera uma redução das vazões dos rios Nilo e Congo e na precipitação no sudeste do continente. Produz também uma redução nas precipitações indianas e nas vazões dos rios australianos Murray-Darling.

Stuck *et al.* (2006) analisaram a capacidade dos dados mensais da região do fenômeno ENSO explicarem a variabilidade do regime hidrológico dos rios da América do Sul. Como variáveis climatológicas os autores utilizaram dados do índice Nino_{3,4}, entre 1903 e 1994. Para os dados de vazões mensais foram utilizadas técnicas multivariadas de análise de correlação canônica (ACC) de série de dados de vazões mensais, e 12 anos de vazões sob o efeito de El Niño e outros 12 anos sob efeito de La Niña. Para análise de correlação os autores utilizaram os índices climáticos com defasagem (lag) de 1 a 12 meses. Os autores verificaram significativa correlação entre as vazões e a variabilidade de ENSO na maior parte da América

do Sul; nos meses de janeiro e fevereiro, 70% da variância pode ser explicada no nordeste brasileiro sob a influência de ENSO e 45% em anos normais; para a costa do Equador e norte do Peru, 60% da variância das vazões podem ser explicadas em anos de ENSO em contratos tais locais apresente valores muito baixos de correlação em anos normais.

Carriello *et al.* (2005) e Soares *et al.* (2006) definiram a relação entre a resposta hidrológica observada (relação entre vazão específica e a precipitação) e os valores do índice El Niño-Oscilação Sul (ENSO) nas diferentes regiões do território Brasileiro a partir de uma malha de referência de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$. No cálculo da Resposta Hidrológica Observada (RHO) foram utilizados: i) dados de vazão definidos a partir do inventário de estações fluviométricas da Agência Nacional de Águas (ANA) com dados entre 1970 e 2000; e ii) Dados observados de precipitação de três institutos de pesquisa, Centro Internacional de Agricultura Tropical (CIAT), Unidade de Pesquisa Climática (CRU) e da Agência Meteorológica Mundial (WMO). Cabe observar que neste estudo foi utilizado um espaço de tempo de dois meses na relação de causa e efeito entre a precipitação e a vazão. Analisando a RHO para o período de 1970 e 2000, 1974-1975 (período de La Niña) e 1982-1983 (período de El Niño); os autores concluem ser possível delimitar espacialmente o comportamento da RHO, onde: a região Norte apresenta respostas médias a altas, a região Nordeste respostas baixas, as regiões Centro-Oeste e Sudeste respostas médias, e a região Sul respostas altas. No entanto, este padrão apresenta variações significativas em anos associados à presença do fenômeno El Niño/La Niña. O ENSO exerce uma influência distinta nas regiões do Brasil: o El Niño provoca um aumento da RHO nas zonas noroeste e sudeste da bacia da região Norte do Brasil (bacia do rio Amazonas), nas zonas sul e leste da região Sudeste do Brasil, na região Sul do Brasil, inundações severas podem ser causadas em alguns anos nas regiões Sul e Sudeste (bacias dos rios Paraná, Paraguai e Uruguai); o mesmo produz uma diminuição da RHO nas zonas do extremo norte, leste e sul da região Norte do Brasil (bacia do rio Amazonas), na região Nordeste do Brasil como um todo (bacias Norte e Nordeste do Atlântico, bacia do alto e médio São Francisco, e norte das bacias do leste do Atlântico) causando inclusive secas severas em determinados anos. De uma forma geral o fenômeno La Niña provoca efeitos inversos nas regiões.

Entre os estudos realizados em bacias hidrográficas brasileiras específicas, cabe destaque o estudo realizado por Cardoso & Silva Dias (2006) utilizam técnicas de análise multivariadas (Componentes Principais e Correlação Canônica), para a série mensal de 1950 a

2001 das vazões naturais afluentes ao reservatório Posadas localizado na bacia do rio Paraná. Tal estudo avalia a relação entre o regime fluviométrico e a TSM mensal do oceano Atlântico (OA) e oceano Pacífico (OP) com resolução espacial de $1,0^\circ \times 1,0^\circ$. Os autores observaram as vazões naturais apresentam correlação significativa com a TSM de OP na região do ENSO, portanto eles utilizaram ACP e ACC para essa região. A CP1 cobre 34% da variância total das vazões enquanto a CP2 explica 11%. A CP1 representa a influência do índice Nino₃ e a CP2 Nino_{1e2}. O primeiro componente canônico (CC1) indica correlação positiva com a zona tropical de OP e um dipolo Norte-Sul de OA, tal estudo mostra que o CC1 tem boa correlação com as vazões estudadas e 80% de correlação com ENSO, no entanto, não se mostrou um indicador tão eficiente da variabilidade das vazões estudadas como as componentes da ACP.

3.3.2 Uso de Índices Climáticos em Modelos Estatísticos de Previsão de Vazões Mensais

Modelos estatísticos de previsão de vazão mensal vêm sendo propostos em diversos trabalhos comprovando que o uso de índices climatológicos como variáveis explanatórias em modelos matemáticos possuem grande habilidade em explicar regimes de vazões intranuais. Entre tais estudos destacamos os realizados por Uvo & Graham (1998), Uvo *et al.* (2000), Souza Filho & Lall (2003, 2004), Da Silva & Molion (2004), Rohn (2003), Piccilli (2007), Rocha *et al.* (2007).

A pesquisa de Uvo e Graham (2000) verificou altas correlações entre a TSM sobre os oceanos Atlântico e Pacífico com a disponibilidade de água na região amazônica desenvolvendo assim modelos de previsão trimestral a partir da metodologia de redes neurais. As bacias localizadas ao norte da área de estudo possuem melhor capacidade de previsão utilizando a TSM do Pacífico e as bacias do sul utilizando a TSM do Atlântico. Foi testada a inserção da precipitação trimestral como variável explanatória nos modelos mostrando de uma maneira geral uma melhora no desempenho. Estas foram mais pronunciadas nas bacias de maiores dimensões. Tais resultados apresentam uma melhora no desempenho de previsão do estudo anterior (UVO & GRAHAM 1998) realizado na mesma área com as mesmas variáveis, com exceção dos dados de precipitação. Nesse estudo foram gerados modelos lineares através de metodologia multivariada de correlação canônica para previsão de vazão trimestral com uma estação à frente.

Um estudo de previsão de vazão mensal visando a operacionalização de afluências de longo prazo na escala sazonal e interanual para um sistema de reservatórios no Estado do Ceará foi realizado por Souza Filho & Lall (2003, 2004). Foram utilizadas duas metodologias para apresentação das vazões a serem previstas: i) Em Souza Filho & Lall (2003) foi observada a alta correlação entre as vazões dos seis reservatórios, assim os autores optaram por gerar um modelo único para os reservatórios ou regressão agrupada, variando somente no aspecto temporal; ii) Em Souza Filho & Lall (2004) foi utilizada a metodologia de ACP das vazões do sistema, no qual verificou-se que a primeira CP representa 80% da variabilidade das vazões. Com estes valores foram gerados modelos de regressão linear utilizando índices climáticos relativos a TSM na região do Nino3 e do dipolo do Atlântico. Em ambos estudos aplicou-se a metodologia dos k-vizinhos mais próximos para o cálculo da distribuição de probabilidade das vazões afluentes. As previsões possuem um horizonte de 3 a 18 meses. Os dois métodos apresentaram resultados semelhantes, alta correlação entre dados observados e gerados, para uma previsão de horizonte de 18 meses a partir de julho de um dado ano, contemplando assim três estações distintas, período seco de julho-dezembro e úmido janeiro-junho.

Modelos mais simples foram gerados por Da Silva & Molion (2004) onde o as vazões mensais do rio São Francisco são previstas na forma de Índice de Descarga do Rio (IDR) através modelos de regressão lineares simples com o Índice de Oscilação Sul (IOS) e o Índice Multivariado de El Niño-Oscilação Sul (IME). O IME demonstrou ser um bom predictor com até 4 meses de antecedência, principalmente em períodos de fortes eventos de El Niño.

Rohn (2003) utiliza dados da Temperatura da Superfície do Mar (TSM) em quatro regiões do Oceano Pacífico – Nino₁₊₂, Nino₃, Nino_{3,4}, Nino₄ – para a estimativa de vazões mensais na estação União Vitória, localizada no rio Iguazu no estado do Paraná, através de técnica da regressão simples utilizando como variáveis explicativas as médias trimestrais da TSM. Portanto, foram geradas equações mensais com defasagem (lag) de até 10 trimestre. Como resultados os autores encontraram modelos com baixas correlações variando entre 49,3 a 69,6%. A maioria dos meses do ano é mais bem explicada pelo Nino₁₊₂, com exceção aos meses de fev-mai-set (Nino₄) e meses Nov-dez (Nino₃).

As vazões de uma estação fluviométrica podem facilmente ser estimadas de forma indireta através do conhecimento da curva-chave da seção de controle. Picilli (2007) utilizou

regressões lineares múltiplas para previsão de cotas mensais no rio Paraguai, mais especificamente nas estações fluviométricas de Ladário para os meses de janeiro (menores cotas) e junho (maiores vazões). Em tais modelos foram utilizados valores de vazões e índices climáticos – Nino₍₃₎, PDO, NAO, PDO+NAO e SAM – como variáveis explanatórias com defasagem (lag) entre 2 e 6 meses. Os índices climáticos que mais influenciaram nos modelos foram SAM (Modo Anular do Sul) e PDO (Oscilação do Dipolo do Pacífico), tais modelos explicam entre 77 e 86% da variabilidade das cotas.

Trabalho semelhante foi realizado por Rocha *et al.* (2007) o qual identificou correlações entre as TSM do Atlântico norte e sul, regiões de El Niño – Nino₍₁₊₂₎ e Nino₍₃₎ do Pacífico equatorial e pressões atmosférica em Tahiti e Darwin com o regime hidrológico do rio Xingu. Foram primeiramente desenvolvidos modelos de regressão linear simples com cada um dos índices climáticos onde estes explicam entre 66 e 85% da variabilidade dos níveis do rio Xingu com lag's entre 6 e 8 meses. Em seguida foi desenvolvido modelo de regressão linear múltipla com as melhores variáveis explanatórias, este modelo de previsão explica 93% da variabilidade de níveis mensais máximos de longo prazo para o rio Xingu em Altamira-PA.

3.3.3 Modelos Autorregressivos de Previsão de Vazões Mensais

Modelos estocásticos do tipo Autorregressivos que projetam para o futuro estruturas de variabilidade de acordo com os eventos ocorridos no passado retratados nas séries históricas podendo ser univariadas, no caso do uso de apenas uma série, e multivariada, no caso de mais de uma série. O software PREVIVAZM, como descrito anteriormente, faz um ajuste da melhor solução dos modelos do tipo ARMA para a previsão de vazões mensais de acordo com a(as) série(es) com que se deseja trabalhar; devido a sua versatilidade e os bons resultados os softwares de previsão de vazões horária, semanal e mensal (sazonal) derivados do PREVAZ são utilizados para os Programas de Operação.

Os estudos de Costa *et al.* (2002, 2003 e 2007) apresentam a estrutura e a utilidade do software PREVIVAZM e Silva (2005) compara o desempenho de tal modelo como modelo chuva-deflúvio. Lima *et al.* (1997), Teixeira (2003) e Detzel *et al.* (2011) demonstram que mesmo o modelos Autorregressivo mais simples AR₍₁₎ pode ser uma ferramenta poderosa na previsão de vazões. Modelos mais complexos são por vezes necessários como se conclui pelos trabalhos de Moura & Mendonça (2005) e Mendonça *et al.* (2007). Portanto, verifica-se

que o tipo de modelo Autoregressivo a ser utilizado depende da série de vazões mensais amostrais utilizadas.

O trabalho de Costa *et al.* (2002, 2003 e 2007) apresenta a estrutura e a utilidade do software PREVIVAZM, atualmente utilizados como metodologia previsão de vazão pelo ONS. Nos dois últimos trabalhos citados os autores acreditam que os modelos estatísticos da família ARMA gerados por tal software podem ganhar qualitativos no seu desempenho com adição dos dados de previsões de precipitação como variável explanatória em suas diversas escalas de tempo.

Silva (2005) realizou, entre outras análises, a avaliação da capacidade preditiva de três metodologias relativas às vazões mensais com antecedência de até seis meses para as usinas hidroelétricas de Três Marias e Sobradinho. Este trabalho compara o desempenho do modelo estocástico PREVIVAZM com um modelo hidroclimático que usa dados de precipitação de modelos de circulação global (AGCM) e regional (ETA) alimentando assim o modelo chuva vazão MGB-IPH previamente calibrado. Os resultados em Três Marias mostram que o modelo hidroclimático com AGCM não demonstra vantagens e relação ao PREVIVAZM. Já em Sobradinho tal modelo apresenta vantagem significativa somente para antecedências de até 2 meses. Com o uso da chuva gerada pelo modelo ETA os resultados foram inferiores ao PREVIVAZM, em ambas as usinas e para todas as antecedências.

Em estudo específico relativo ao uso de modelos Autoregressivos de primeira ordem, Lima *et al.* (1997) a princípio identificam regiões de mesma sazonalidade assim como regiões hidrologicamente homogêneas (*K-means*) e as teleconexões climáticas associadas (Análise de Componentes Principais – ACP). Os resultados indicaram que a primeira CP mostrou um padrão comum de variabilidade a todos os reservatórios representando 45% dos dados históricos, o qual apresenta uma forte correlação negativa com a temperatura da superfície do mar (TSM) no Pacífico tropical, incluindo a região Nino₍₃₎ e Nino_(3,4). Já a segunda CP que explica 20% da variabilidade das vazões sugere um dipolo norte-sul com fronteira no sudeste brasileiro, esta CP um apresenta-se altamente correlacionada com a TSM na costa sudeste brasileira e o campo de vento zonal sobre a América do sul. Foram analisados modelos de previsão de vazão mensal do tipo AR(1), de um mês a frente, para a primeira e segunda CP, o modelo apresentou excelentes resultados e mostrou-se capaz de reproduzir a correlação espacial verificada nos dados históricos de vazões afluentes dos reservatórios do SIN. Os autores sugerem que o desenvolvimento de modelos de previsão

utilizando as correlações encontradas nesse estudo podem tratar-se de um aperfeiçoamento destes modelos de geração sintética de aflúências.

Ainda em relação a utilidade de modelo Autoregressivos simples o trabalho realizado Teixeira (2003) utiliza modelagem multivariado de AR(1), de um mês a frente, para obtenção de séries sintéticas de vazões mensais de doze postos fluviométricos situados na bacia do rio Piracicaba, o autor observa que as estatísticas dos modelos gerados e observados conservam sua características podendo ser uma ferramenta poderosa para que possua interesse na região.

A complexidade necessária do modelo adotado para geração consistentes de vazões mensais é ditada pelas características das séries amostrais. O estudo de Detzel *et al.* (2011) realizou uma análise comparativa entre o uso de modelos AR(1), AR(2), ARMA(1,1), ARMA(2,1) e ARMA(2,2) para sete reservatórios de geração hidroelétrica localizados na bacia do rio Paraná. Utilizando os valores de FAC, FACP e AIC; verificou-se que os modelos AR(1), isto é, o modelo mais simples, representavam de forma mais realista a série de vazões estudadas.

Modelos mais complexos foram utilizados no estudo de Moura & Mendonça (2005), o qual aplicou os modelos estocásticos periódicos da família PARMA do tipo multiplicativo, denominado PMIX, a séries de vazões mensais de 60 postos fluviométricos agrupados de acordo com as bacias hidrográficas utilizadas pela Agência Nacional de Águas (ANA). Cabe ressaltar que os modelos PMIX(1,0,0,0), PMIX(1,1,0,0) e PMIX(2,0,0,0) equivalem aos modelos PAR(1), PARMA(1,1) e PAR(2), respectivamente. Os autores analisaram a periodicidade, a dependência de longo termo e a dependência mês a mês das séries de vazões a partir de correlogramas anuais e mensais. Estes concluíram que o modelo PMIX(1,1,0,0) foi o que apresentou maior número de ocorrências como o modelo de melhor ajuste às séries de vazões mensais utilizadas. Neste trabalho para estação fluviométrica de Manga – 44500000, localizada no rio São Francisco no estado da Bahia, não foram encontrados modelos com parâmetros significantes. Assim, foi realizado um novo estudo por Mendonça *et al.* (2007), o qual insere mais um grupos de modelos na análise. O modelo PAR(2) foi o que melhor se ajustou a série utilizando transformação logarítmica, sem levar em consideração a necessidade de preservação da autocorrelação anual; quando a preservação foi considerada, o modelo com melhor ajuste foi o PMIX(2,1,1,1).

Nos últimos anos diversos estudos foram publicados mostrando a capacidade de modelos utilizando Redes Neurais Artificiais (RNA) de prever vazões como em Ballini (2000), Magalhães (2004), Matinez *et al.* (2002) e Siqueira (2009). No entanto tais modelos não possuem uma relação clara de causa e efeito, por não possuírem formulações com base física, e dependem intrinsecamente da estrutura adotada pelo usuário, pois diferentes estruturas geram diferentes ajustes no período de aprendizado da rede.

Um dos estudos pioneiros nacionalmente foi realizado por Ballini (2000), o qual compara modelos mensais do tipo RNA com modelos do tipo AR e PAR para três aproveitamentos hidroelétricos do SIN (dois na bacia do rio Paraná e um na do rio São Francisco). Para os modelos com defasagem (lag) de um mês, os métodos RNA apresentaram melhores resultados que os do tipo AR e PAR. No entanto, para modelos com lag's maiores os modelos AR e PAR tendem a média das vazões mensais e os modelos RNA começam a deteriorar-se. Como o objetivo do trabalho citado era a análise do método RNA, foram usados artifícios que conseguiram gerar modelos de previsão com lag's acima de 1 mês gerando resultados satisfatórios.

Estudos semelhante obtendo resultados como o de Ballini (2000) foram realizados como os de: Magalhães (2004) comparando modelos RNA com PARMA na previsão de vazões mensais afluentes a usina Sobradinho na bacia do rio São Francisco no nordeste brasileiro; Matinez *et al.* (2002) utiliza RNA em comparação com modelos $PAR_{(1)}$ para 10 aproveitamentos hidroelétricos em cascata localizados na bacia do rio Grande no sudeste brasileiro. Ainda na linha de modelos bio-inspirados, Siqueira (2009) propôs um modelo ARMA tendo seus coeficientes calculados através do uso de algoritmo genético os resultados apresentaram a aplicabilidade de tal modelo para previsão de vazão afluente ao reservatório Furnas.

3.3.4 Modelos Autorregressivos com Variáveis Exógenas

A composição de modelos Autoregressivos com o uso de variáveis exógenas remontam estudos das décadas 70/80 como aponta o trabalho realizado por Hannan *et al.* (1980). No entanto, poucas aplicações foram apresentadas na literatura especializada no decorrer do tempo. Estudos recentes vêm confirmando a aplicabilidade desse tipo de modelos para previsão das mais diversas variáveis, retratando assim, que o uso de variáveis

exógenas apropriadas tornam os modelos de previsão mais robustos devido suas bases teórica e física apresentando assim ampla possibilidade de representar eventos futuros com características diferentes dos que aconteceram no passado.

Estudos modernos utilizam a base física das teleconexões climáticas com variáveis hidrológicas para melhorar a capacidade de previsão. O trabalho realizado por Gelati (2010) explora a capacidade dos modelos ARX para previsão de vazões mensais afluentes aos reservatórios Daule Peripa e Baba, localizados no Equador, utilizando como variáveis explanatórias os índices El Niño–Southern Oscillation (ENSO) com bons resultados para valores com até 9 meses de defasagem (lag). Sveinsson *et al.* (2006a) também utilizam ARX com bons resultados para prever vazões mensais (2 meses à frente) na bacia de Churchill Falls em Québec, utilizando como variáveis explanatórias: 3 regiões de temperatura da superfície do mar, 3 regiões de nível de pressão média no mar, 2 regiões de altitude geopotencial a 200 mb, 2 regiões de ventos zonais e 2 regiões de ventos meridionais. Tais variáveis foram definidas em estudo anterior (Sveinsson *et al.* 2006b).

A precipitação é a variável exógena mais comum no uso de modelos de previsões de vazões como se pode observar nos estudos a seguir: Chen & Chang (2009) utilizam modelo ARMAX para previsão de vazões diárias afluentes ao reservatório Shihmen no rio Tanshui no norte de Taiwan; Kwon (2002) utilizam modelos ARMAX para previsão de vazões diárias objetivando o controle de cheias na bacia do rio Geum na Coreia do Sul; Castellano-Mendez *et al.* (2004) utilizam modelos ARX para previsão de vazões diárias no rio Xallas na Espanha.

Outras variáveis são utilizadas em conjunto com a precipitação como no estudo de Haltiner & Salas (1988) utiliza os níveis de derretimento de neve em modelos ARMAX para previsão de vazões diárias do rio Grande no sudeste do Colorado. O estudo de previsão de vazão diária realizado por Bogner & Kalas (2008) utilizou as características do modelo ARMAX para correção espaço-temporal de precipitação na previsão de vazão na bacia do alto Danúbio. Awwad *et. al* (1994) desenvolveram um trabalho de previsão de vazões em tempo real de uma grande bacia hidrográfica (rio Han, Coréia) a partir das características de correlação espacial dos modelos ARMAX, utilizando como variáveis os dados de 17 estações fluviométricas situadas no interior da bacia citada, vazão liberada de 7 grandes reservatórios de hidroelétricas, umidade do solo antecedente, além da precipitação. Estudo anterior realizado por Awwad & Valdes (1992) utilizaram como variáveis dados de vazão diária de

três estações fluviométricas situadas no interior da bacia hidrográfica do rio Fraser, Canadá; não utilizando assim dados de precipitação.

Entre as possibilidades de uso de modelos autoregressivos com variáveis exógenas podemos citar a previsão de precipitação no estudo de Ali (2009) utilizando ARX e NARX (um modelo não linear), em previsões de Fósforo Total em rios em Nour *et al.* (2007) utilizando ARMAX, níveis de lagos em Altunkaynak (2007) com modelos ARMAX, Concentração de partículas inaláveis no ar menores que 10 μ m (PM₁₀) através de modelos do tipo ARX e ARMAX em (Lira *et al.* 2012), Benyahya *et al.* (2008) utilizam modelos do tipo PARX para previsão de temperaturas no rio Nivelles na França utilizando a temperatura do ar e a vazão como variáveis explanatórias.

Cabe ressaltar que os estudos anteriormente descritos tratam em sua grande maioria de comparações entre desempenho entre os modelos Autorregressivos com variáveis exógenas e análises de redes neurais onde os resultados não foram comentados, pois o objetivo de tais citações é a apresentação da versatilidade dos modelos Autorregressivos quanto a previsão de diferentes variáveis. No entanto, alguns autores como Remesan *et al.* (2009) defenderem o uso acoplado das duas metodologias como no modelo NNARX (Rede Neural Autorregressiva com Variável Exógena) e NNARMAX (Rede Neural Autorregressiva com Média Móvel e Variável Exógena), neste estudo são utilizados valores de precipitação para previsão de vazões diárias na bacia hidrográfica do rio Brue no Reino Unido; esse estudo ainda cita trabalhos semelhantes como referência de sucesso com tal metodologia como os de Gautam (2000) e Kishor & Singh (2007). Estudos como o Boogard *et al.* (1998) *apud* (Ochoa-Riviera *et al.*, 2002) também utilizaram modelos NNARMAX com bons resultados na previsão de níveis de lagos.

3.3.5 Uso de Modelos Autoregressivos com Variáveis Exógenas para Previsão de Vazões Mensais do SIN

Grandes esforços vêm sendo realizados na busca do desenvolvimento de modelos Periódicos Autoregressivos com uso de variáveis exógenas (PARX) para a previsão de vazões afluentes aos aproveitamentos hidroelétricos do Sistema Interligado Nacional (SIN), através de Lima & Lall (2007, 2008, 2010a, 2010b). No entanto, o estudo de Kelman *et al.* (2000) já apontava a capacidade destes tipos de modelagem hidrológica. Diversas metodologias de

modelagens foram testadas com o uso de variáveis hidroclimatológicas (variáveis exógenas) associadas a vazões com diferentes números de meses de defasagem (variáveis endógenas) representando o estado inicial do sistema.

Um dos estudos pioneiros sobre o uso de PARX na América do Sul pode ser visualizado no trabalho de Kelman *et al.* (2000), o qual utilizou dados climáticos para gerar modelos periódicos de previsão de vazões mensais para os 18 principais rios da Colômbia. Em tal estudo foram utilizados os índices SOI, Nino₁₊₂, Nino₃, Nino_{3,4}, Nino₄ e três áreas de ventos a 850 mb no Pacífico central e leste. Nesse estudo, os autores concluíram que os modelos PARX produzem resultados melhores que os observados nos modelos PAR.

Lima & Lall (2007) apresentam seu primeiro artigo nessa linha de pesquisa desenvolvendo um modelo do tipo PARX para previsões de aflúncias mensais ao reservatório Sobradinho, localizado no nordeste brasileiro. As variáveis exógenas utilizadas nos modelos PARX são informação climática da temperatura da superfície do mar (TSM) em regiões específicas dos Oceanos Atlântico, Pacífico e dados de vento zonais sobre o sudeste brasileiro. Tais modelos foram comparados, em termo de performance de previsão, a modelos do tipo PAR e AR. Segundo os autores a inclusão de índices climáticos (PARX) levou a uma melhora significativa na previsão de aflúncias com até quatro meses de antecedência. Devido principalmente a correlações das vazões afluentes com a TSM do oceano Pacífico tanto na estação chuvosa quanto estação seca e correlações significativas no Atlântico próximo à costa brasileira.

Ampliando sua linha de pesquisa Lima & Lall (2008) utilizaram a TSM das áreas tropicais dos oceanos Pacífico e Atlântico para previsão de vazão mensal de 57 principais reservatórios do SIN a partir de modelos do tipo PAR e PARX simples, além de PAR e PARX com uso de Componentes Principais. O modelo PAR simples apresenta menores erros médios, no entanto quando se analisa os reservatórios individualmente a capacidade de prever vazões a partir do modelo PARX com Componentes Principais é bem superior aos outros modelos testados. A partir desta análise os autores propõem o uso de um modelo combinado entre a média ponderada das vazões dos 4 (quatro) modelos determinadas, o qual o peso é proporcional a performance com relação ao coeficiente de eficiência determinado, este modelo apresenta melhoras em relação aos modelos individuais.

Em Lima & Lall, (2010a) os autores utilizaram a mesma área de estudo anterior para geração de modelos de previsão de vazões mensais tendo como variáveis explanatórias a

TSM do Pacífico tropical e Atlântico subtropicais, além de ventos zonais de baixos níveis (700 mb) sobre o sudeste brasileiro a partir de modelos PAR e PARX clássicos. Além desses modelos, foi utilizado um modelo PARX com estrutura da regressão do tipo *ridge*. Utilizando a correlação como métrica de comparação os modelos PARX apresentaram melhores performances que o modelo do tipo PAR. Comparando os dois modelos PARX, a regressão com estrutura *ridge* apresenta uma pequena melhora na capacidade de previsão. Em Lima & Lall (2010b) os autores utilizam os 57 principais reservatórios do SIN agrupados em quatro classes e desenvolveram modelos a partir dos índices climáticos utilizados no item anterior apresentando bom desempenho para previsão de até 20 meses de antecedência.

4 METODOLOGIA

A descrição metodológica desta tese foi subdividida em diferentes itens para um melhor entendimento dos materiais e métodos utilizados neste capítulo. Por tanto, este se inicia com o item de definição da Estratégia Metodológica idealizada, descrevendo sucintamente o passo a passo utilizado no intento de alcançar os objetivos definidos neste trabalho. O segundo item trata da Base de Dados utilizada nesse estudo apresentando suas principais características. O terceiro item define os diferentes tipos de Modelos Estatísticos utilizados na previsão de vazões segundo suas peculiaridades como: estrutura, variáveis dependentes e independentes, método de geração de ruídos. Os itens quatro, cinco e seis; fazem uma breve explanação teórica dos tipos de modelos estatísticos de regressão e método de determinação de variáveis; da técnica estatística de Análise de Componentes Principais; e a estrutura dos modelos do tipo Autorregressivos (AR), Periódicos Autorregressivos (PAR) e Periódicos Autorregressivos com Variáveis Exógenas (PARX). Por fim, são apresentadas as métricas de análise da calibração e validação dos modelos, e a comparação da qualidade preditiva entre os diferentes modelos propostos.

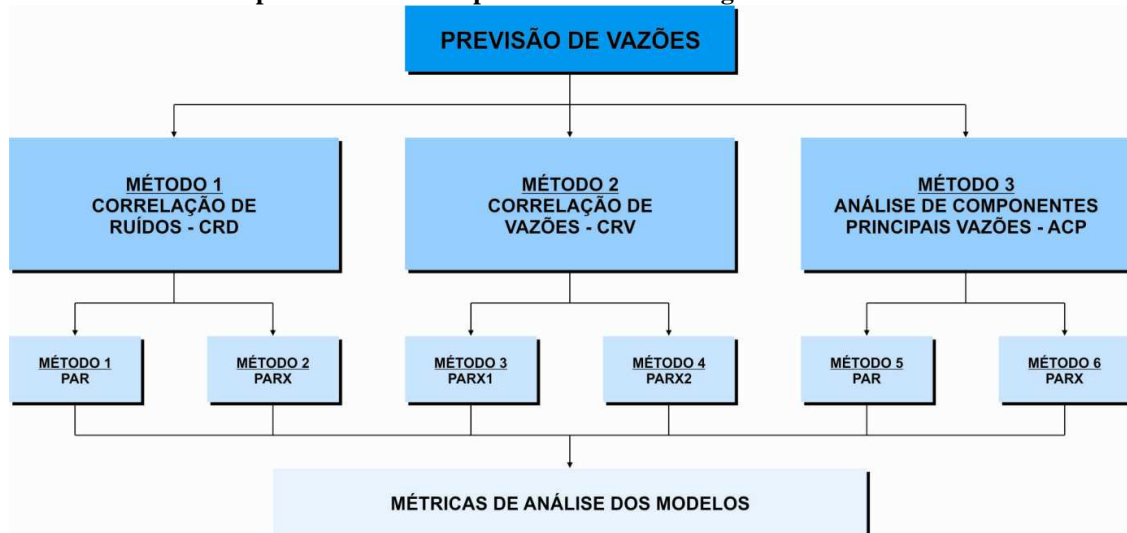
4.1 Estratégia Metodológica

Esta seção apresenta a estratégia utilizada para determinação de metodologias de previsão de vazões mensais afluentes aos aproveitamentos hidroelétricos considerados como Postos Base (PB's) do Sistema Interligado Nacional (SIN), a partir de diferentes métodos estatísticos e estruturas de modelagem (ver Figura 4.1).

Neste estudo, foram utilizados três métodos de manutenção de correlação espacial entre as séries de vazões afluentes aos PB's na previsão de vazões simultânea para todo o SIN e a conseqüente geração de cenários. O Método-1 utiliza na geração de vazões a Correlação de Ruídos (CRD) entre os PB's, definidos no momento da calibração dos modelos de regressão. O Método-2 utiliza a Correlação de Vazões (CVZ) de forma explícita, onde as vazões afluentes dos outros PB's do SIN fazem parte do conjunto das variáveis explanatórias no modelo de regressão de um dado PB. O Método-3 utiliza a Análise de Componentes Principais (ACP), tal técnica possui a capacidade diminuir as dimensões de um conjunto de

dados representando a maior parte da variabilidade em um menor número de componentes ortogonais entre si.

Figura 4.1 – Estratégia metodológica utilizada para determinação de modelos de previsão de vazões para o Sistema Interligado Nacional



Fonte: Produção do próprio autor.

A manutenção da estrutura espacial torna-se fundamental em sistemas de reservatórios localizados em regiões com regime hidrográfico homogêneo ou interligados através de rios em formação de cascata. As séries de vazões afluentes a estes reservatórios quando modelados de forma agregada podem apresentar uma duplicidade de informações, o reconhecimento e uso dessa correlação de dados possibilita a extração das características mais importantes desse regime local, e a sua consequente manutenção no momento da geração de vazões afluentes a cada um dos PB's. Outro fator deveras importante na manutenção da correlação estrutura espacial dos dados de vazões se dá nos aproveitamentos hidroelétricos localizados dentro das diferentes zonas geoclimáticas que formam SIN, pois regimes hidrológicos variados podem vir a aumentar a capacidade de tirar proveito das informações disponíveis a partir do uso apropriado destes fatores, permitindo assim uma melhor gestão de risco do setor.

Para cada um dos métodos de manutenção da estrutura correlacional citados foram gerados dois modelos estatísticos. Os modelos utilizados são do tipo Periódico Autoregressivos (PAR) e Periódico Autoregressivos com Variáveis Exógenas (PARX). Os modelos periódicos se diferenciam dos modelos do tipo Autoregressivos (AR) na medida em estes são representados por apenas uma regressão para todos os meses do ano de uma série de vazão. Considera-se um modelo como periódico quando o coeficiente da regressão varia com

o tempo, no caso desta tese, têm-se para cada um dos PB's uma regressão específica para os meses de janeiro, outra para os meses de fevereiro, ... , outra para os meses de novembro, e outra para os meses de dezembro (Exemplo: a regressão para o mês de janeiro do PB1 utiliza para sua calibração os dados dos meses de janeiro de 1951 a 1997, da série de vazões afluentes observada do PB1). Para o uso das variáveis explanatórias, as séries temporais são recompostas mês a mês e os modelos do tipo PAR as utilizam, de acordo com a metodologia utilizada neste estudo, em um conjunto formado pelos 11 (onze) meses de vazões anteriores ao mês que se deseja prever (Exemplo: No caso da regressão para o mês de fevereiro, serão testadas como variáveis explanatórias da regressão de um dado PB os seguintes dados: vazão de janeiro do mesmo ano (lag1), vazão de dezembro do ano anterior (lag2), vazão novembro do ano anterior (lag3), ... , vazão de abril do ano anterior (lag10), e vazão de março do ano anterior (lag11). No caso dos modelos do tipo PARX, o conjunto de possíveis variáveis explanatórias é formado pelos dados de vazões dos onze meses anteriores (variáveis endógenas), além das variáveis consideradas exógenas, ou seja, não fazem parte da série de vazões do local que se deseja prever. Nesta tese foi utilizado com variável exógena o conjunto formado por índices climáticos apresentados no Item 4.2.2 e vazões de outros PB's com um mês de antecedência (lag1).

No caso dos métodos CRD e ACP foram determinados modelos do tipo PAR e PARX para cada um dos métodos. Neste caso o conjunto de variáveis exógenas é composto pelos índices climáticos. No caso do método CVZ foram gerados dois modelos do tipo PARX onde o primeiro (PARX1) utiliza como variáveis exógenas as vazões dos outros PB's do SIN com 1 (um) mês de antecedência (lag1); para o modelo PARX2, além destas variáveis, foram acrescentados os índices climáticos. Portanto, contamos com um total de seis tipos de modelos de previsão de vazões afluentes aos aproveitamentos hidroelétricos do SIN.

Para cada um dos modelos definidos usaremos um mês como horizonte de previsão, o que corresponde à previsão de vazões de um mês à frente. A partir da definição da regressão para um determinado modelo serão previstas as vazões e aplicada às métricas de análise.

Com o objetivo de um melhor entendimento do leitor, as metodologias de previsão de vazões utilizando modelos estatísticos do tipo PAR e PARX foram aplicadas ao caso de um único reservatório. O Posto Base Furnas foi escolhido devido sua importância no contexto do SIN.

Em relação aos dados utilizados neste estudo, os modelos de previsão foram gerados e validados a partir de duas grandes bases de dados: a primeira é composta pelas séries de Vazões Naturais Afluentes (VNA) aos Postos Base representantes do Sistema Hidroelétrico Nacional (SIN) utilizado pelo Operador Nacional do Sistema (ONS) na geração de vazão simultânea no período de 1951 a 2003 (53 anos); a segunda base é formada por 27 índices climáticos, representados pela Temperatura da Superfície do Mar (SST), Ventos Zonais (ZW), Pressões Atmosféricas, entre outras variáveis, esta base de dados são disponibilizadas pelos institutos de pesquisa NOAA e IRI. Estas bases encontram-se descritas no Item 4.2 desta tese.

4.2 Dados Utilizados

4.2.1 Postos Base

O ONS trata os aproveitamentos hidroelétricos do SIN como posto fictício nos seguintes casos: reservatórios de acumulação de usinas hidroelétricas, usinas a fio d'água, grupo de usinas agregadas, usinas considerando suas bacias hidrográficas de forma integral ou parcial, usinas com bacias hidrográficas sob influência de reservatórios a montante ou entrada/saída de vazões pontuais. Os postos fictícios podem ser também usinas planejadas ou em construção para verificação do seu comportamento individual e inserida no Sistema.

Desta forma, verifica-se que um mesmo aproveitamento hidroelétrico pode conter mais de um posto fictício, utilizado com objetivo de representar diferentes configurações e/ou critérios de operação e planejamento do Sistema. Todos os postos fictícios possuem uma série de VNA, até o fim de 2010 o SIN contava com 206 postos fictícios de acordo com ONS (2011b). A caracterização dos 206 postos fictícios que formam o SIN pode ser observada no APÊNDICE A.

Para geração de vazões de curto e médio prazo, geralmente utilizam-se modelos hidrológicos do tipo chuva-deflúvio, com passo de tempo diário, para as primeiras semanas, agregados aos modelos de previsão estocástica semanais, tornando esta etapa, segundo a ONS, bastante onerosa e praticamente inviável na aplicação a todos os aproveitamentos hidroelétricos.

A partir das metodologias e/ou critérios utilizados na previsão de vazões, e levando em consideração a estrutura correlacional das VNA's para os postos fictícios, o ONS adotou a realização de previsão de vazões para um subconjunto de aproveitamentos hidroelétricos considerados representativos das diferentes bacias, denominados de Postos Base (PB's). No restante dos postos fictícios, as vazões são previstas através de regressões lineares mensais a partir dos dados previstos nos PB's, complementando assim as previsões de vazões em todo o SIN.

O ONS trabalha atualmente com um número total de 88 PB's representativos dos diversos regimes hidrográficos regionais encontrados em território brasileiro. Nesta tese foram utilizados como dados amostrais as VNA's mensais dos 88 PB's. Esses PB's são relacionados no Quadro 4.1 e sua distribuição espacial é apresentada na Figura 4.2.

Figura 4.2 – Distribuição espacial dos Postos Base utilizados na análise de previsão de vazão



Fonte: Produção do próprio autor.

Quadro 4.1 – Postos Bases utilizados na análise de previsão de vazões. Os valores entre parênteses representam os indicadores de postos fictícios do ONS

Identificador		Nome do Posto Base	Identificador		Nome do Posto Base
PB	ONS		PB	ONS	
1	1	Camargos (1)	45	254	Pedra do Cavalo (254)
2	6	Furnas (6)	46	168	Sobradinho Incremental (168)
3	14	Caconde (14)	47	259	Itiquira I e II (259)
4	17	Marimondo (17)	48	278	Manso (278)
5	18	Água Vermelha (18)	49	281	Ponte de Pedra (281)
6	24	Emborcação (24)	50	295	Jauru (295)
7	25	Nova Ponte (25)	51	296	Guaporé (296)
8	31	Itumbiara (31)	52	190	Boa Esperança (190)
9	32	Cachoeira Dourada (32)	53	191	Cana Brava (191)
10	33	São Simão (33)	54	253	São Salvador (253)
11	34	Ilha Solteira (34)	55	257	Peixe Angical (257)
12	99	Espora (99)	56	270	Serra da Mesa (270)
13	117	Guarapiranga (117)	57	271	Estreito Tocantins (271)
14	119	Billings + Pedras (119)	58	273	Lajeado (273)
15	120	Jaguari (120)	59	275	Tucuruí (275)
16	121	Paraibuna (121)	60	145	Rondon II (145)
17	155	Retiro Baixo (155)	61	277	Curuá-Una (277)
18	156	Três Marias (156)	62	279	Samuel (279)
19	158	Queimado (158)	63	287	Santo Antonio (287)
20	160	Alto Tietê (160)	64	291	Dardanelos (291)
21	164	Edgard de Souza S/Tribut. (164)	65	266	Itaipu (266)
22	205	Corumbá IV (205)	66	246	Porto Primavera (246)
23	206	Miranda (206)	67	47	A.A. Laydner (47) - Jurumirim
24	209	Corumbá I (209)	68	61	Capivara (61)
25	211	Funil-Grande (211)	69	63	Rosana (63)
26	237	Barra Bonita (237)	70	115	Gov. Parigot de Souza (115)
27	240	Promissão (240)	71	71	Santa Clara PR (71)
28	242	Nova Avanhandava (242)	72	72	Fundão (72)
29	243	Três Irmãos (243)	73	73	Desvio Jordão (73) - Natural
30	245	Jupia (245)	74	74	Foz Do Areia (74)
31	247	Caçu (247)	75	76	Segredo (76)
32	251	Serra do Facão (251)	76	77	Salto Santiago (77)
33	294	Salto (294)	77	78	Salto Osório (78)
34	125	Sta. Cecília (125)	78	92	Itá (92)
35	130	Ilha dos Pombos (130)	79	93	Passo Fundo (93)
36	134	Salto Grande (134)	80	94	Foz do Chapecó (94)
37	144	Mascarenhas (144)	81	98	Castro Alves (98)
38	149	Candongá (149)	82	101	Salto Pilão (101)
39	188	Itapebi (188)	83	102	São José (102)
40	196	Rosal (196)	84	111	Passo Real (111)
41	197	Picada (197)	85	215	Barra Grande (215)
42	201	Tocos (201)	86	216	Campos Novos (216)
43	255	Irapé (255)	87	220	Monjolinho (220)
44	283	Santa Clara MG (283)	88	286	Quebra Queixo (286)

Fonte: Produção do próprio autor.

4.2.2 Índices Climatológicos

A obtenção dos dados mensais referentes aos índices climáticos pré-existentes pode ser feita a partir do sítio do *Earth System Research Laboratory* (ESRL) do *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA) em <http://www.esrl.noaa.gov/psd/data/climateindices/list>. Como critério de escolha dos índices disponíveis utilizou-se na análise de correlação todos os índices que possuam alguma relação física na produção de vazão na América do Sul. Tal análise aponta a possibilidade de uso de 22 índices somados ao índice de Anomalias da TSM do Atlântico Sul na Confluência das Correntes Brasil-Malvinas (ASBM) definido por Cataldi (2008).

Em seguida analisou-se a possibilidade da criação de outros índices climáticos. Primeiramente foi determinado o regime hidrológico predominante dos 88 PB's, onde se observa uma relação predominante de vazões acima da média anual no primeiro semestre e vazões abaixo da média anual no segundo semestre. De posse destes dados foram analisadas correlações com campos de Temperatura da Superfície do Mar (SST) e Vazões Zonais (ZW) a partir dos dados disponíveis na *Data Lybrary* do sítio *The International Research Institute for Climate and Society* (IRI) localizado em <http://iridl.ldeo.columbia.edu/SOURCES/NOAA.NCEP-NCAR.CDAS1.MONTHLY.Intrinsic.PressureLevel.u/>.

Assim foram gerados quatro novos índices sendo três relativos à média espacial dos valores registrados de Ventos Zonais a 925mb nas regiões: ZW1 (10S-20S,30W-45W), ZW2 (5S-15S,100W-130W) e ZW3 (15N-5N,150W-180W); e um relativo a média espacial dos valores de TSM na região SST1 (5S-20S,90W-130W), dados estes disponíveis no sítio <http://iridl.ldeo.columbia.edu/SOURCES/KAPLAN.EXTENDED.v2/.ssta/>.

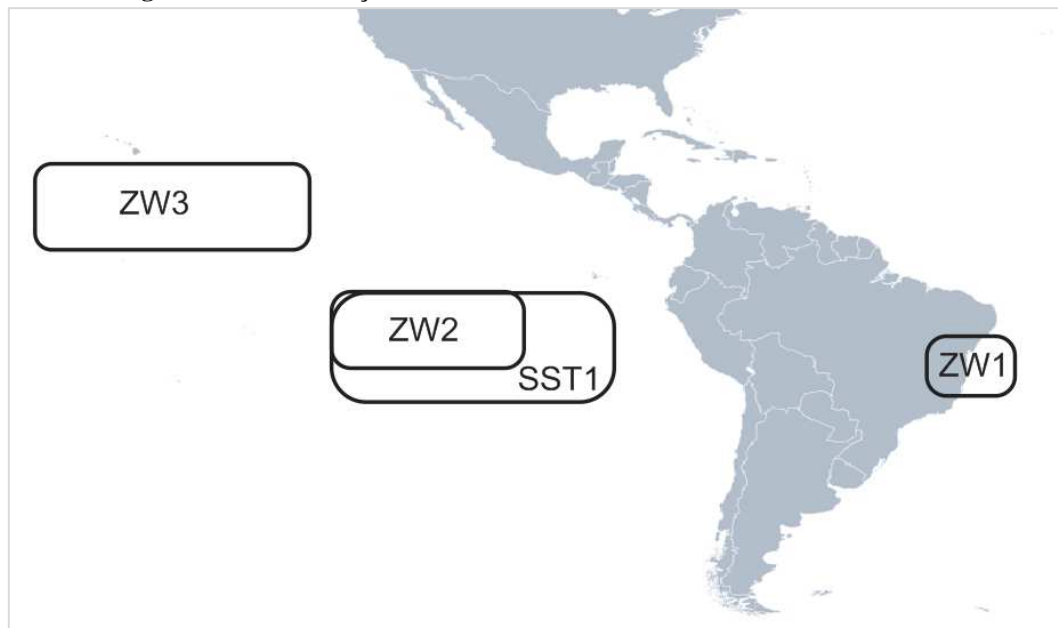
A lista dos 27 índices utilizados nesse estudo pode ser observada no Quadro 4.2. Os índices desenvolvidos para esse estudo são apresentados no mapa da Figura 4.3.

Quadro 4.2 – Postos Bases utilizados na análise de previsão de vazões no estudo em desenvolvimento. Os valores entre parênteses representam os indicadores de postos fictícios do ONS.

SIGLA	DESCRIÇÃO
AMO	Oscilação Atlântica Multidecadal
ASBM	Confluência Atlântico Sul das Correntes Brasil-Malvinas – Anomalia TSM
BEST	Série Temporal ENSO Bivariada
CAR	Índice TSM Caribenha
MEI	Índice ENSO Multivariada
NAO	Oscilação Atlântica Norte
Nino ₁₊₂	TSM do Extremo Leste do Pacífico Tropical (0-10S, 90W-80W)
Nino ₃	TSM LESTE do Pacífico Tropical (5N-5S;150W-90W)
Nino _{3,4}	TSM Centro-Leste do Pacífico Tropical (5N-5S;170W-120W)
Nino ₄	TSM Centro do Pacífico Tropical (5N-5S;160E-150W)
NOI	Índice de Oscilação do Norte
NP	Padrão Pacífico Norte - Pressão ao Nível do Mar (30N-65N;160E-140W)
NTA	Índice de Anom. TSM Atlântico Tropical Norte (6N-18N;60W-20W)(6N-10N;20W-10W)
ONI	Índice NINO Oceânico
PDO	Oscilação Decadal do Pacífico – Anomalia TSM Oceano Pacífico Norte
PNA	Índice do Pacífico – America do Norte
PW	Aquecimento do Pacífico 1º EOF da TSM (15S-15N; 60E-170E)
QBO	Oscilação Quasi-Bienal – Ventos Zonais Equatorial (30mb)
SOI	Índice de Oscilação do Sul
TNA	Índice Atlântico Norte Tropical – Anomalia da TSM (5.5N-23.5N;15W-57.5W)
TNI	Índice Trans-NINO
TP	Pacífico Tropical 1º EOF da TSM (20N-20S;120E-60W)
TSA	Índice Atlântico Sul Tropical – Anomalia da TSM (0-20S;10E-30W)
ZW1	ZW1 ventos zonais a 925mb (10S-20S,30W-45W),
ZW2	ZW2 ventos zonais a 925mb (5S-15S,100W-130W)
ZW3	ZW3 ventos zonais a 925mb (15N-5N,150W-180W)
SST1	TSM na região (5S-20S,90W-130W)

Fonte: NOAA, IRI, CATALDI (2008)

Figura 4.3 – Localização dos índices climáticos desenvolvidos nesse estudo



Fonte: Produção do próprio autor.

4.3 Definição dos Modelos

Esta seção trata da definição dos diferentes modelos utilizados na previsão de vazões para os PB's do SIN, de acordo com os métodos de manutenção da correlação espacial entre as séries de vazões mensais afluentes e a estrutura das regressões determinadas.

Os métodos de manutenção da correlação espacial das vazões dos PB's do SIN são:

- a) **método 1** – Correlação de Ruídos – CRD: mantém a estrutura correlacional dos ruídos preditivos mensais dos modelos individuais dos PB's. Tais ruídos são definidos no momento da calibração dos modelos, a partir da diferença entre as vazões previstas e observadas. A manutenção da correlação espacial na previsão de vazão é realizada através do uso da matriz de covariância mensal dos ruídos entre os PB's para da geração da componente aleatória do erro seguindo uma distribuição normal multivariada;
- b) **método 2** – Correlação de Vazões – CVZ: mantém a estrutura correlacional das vazões mensais afluentes de forma explícita, a partir do uso de vazões mensais com um mês de antecedência (lag1) do outros PB's como variáveis explanatórias dos modelos de regressão da previsão de vazão;
- c) **método 3** – Análise de Componentes Principais – ACP: mantém a estrutura correlacional das vazões mensais afluentes através do uso da técnica estatística de ACP das vazões mensais afluentes aos PB's. De acordo com suas prerrogativas, a ACP gera um número de Componentes igual ao número de séries de vazões afluentes dos Postos Base, onde os primeiros Componentes explicam a maior parte da variabilidade dos dados originais. Cada Componente possui escores mensais com quantidade equivalente aos meses dos dados originais. Neste estudo serão utilizados com variáveis dependentes, ou seja, variáveis a serem previstas, os escores mensais de cada um dos 88 Componentes Principais. Posteriormente retornam-se os escores previstos a forma de vazões mensais.

Assim, foram definidos os seguintes modelos de previsão de vazões mensais afluentes aos PB's do SIN (ver Quadro 4.3):

- a) **modelo 1** – CRD/PAR: utiliza a Correlação de Ruídos – CRD (Método 1) com estrutura Periódica Autoregressiva (PAR); onde o conjunto de variáveis endógenas é composto por vazões de 1 a 11 meses de antecedência (lag de 1 a 11);
- b) **modelo 2** – CRD/PARX: utiliza a Correlação de Ruídos – CRD (Método 1) com estrutura Periódica Autoregressiva com Variável Exógena (PARX), onde o conjunto de variáveis é formado pelas variáveis endógenas e as variáveis exógenas são representadas por Índices Climáticos;
- c) **modelo 3** – CVZ/PARX1: utiliza a Correlação de Vazões – CVZ (Método 2) com estrutura Periódica Autoregressiva com Variável Exógena (PARX), onde o conjunto de variáveis é formado pelas variáveis endógenas e as variáveis exógenas são representadas por vazões mensais afluentes aos outros PB's com um mês de defasagem (lag1).
- d) **modelo 4** – CVZ/PARX2: utiliza a Correlação de Vazões – CVZ (Método 2) com estrutura Periódica Autoregressiva com Variável Exógena (PARX), onde o conjunto de variáveis é formado pelas variáveis endógenas, e as variáveis exógenas são representadas por vazões mensais afluentes aos outros PB's com um mês de defasagem (lag1) e por Índices Climáticos.
- e) **modelo 5** – ACP/PAR: utiliza Análise de Componentes Principais – ACP (Método 3) com estrutura Periódica Autoregressiva (PAR), onde as variáveis dependentes e independentes são formadas pelos escores mensais de cada um dos 88 CP's. O conjunto de variáveis endógenas é composto por escores de 1 a 11 meses de antecedência (lag de 1 a 11).
- f) **modelo 6** – ACP/PARX: utiliza Análise de Componentes Principais – ACP (Método 3) com estrutura Periódica Autoregressiva com Variável Exógena (PARX), onde as variáveis dependentes e independentes são formadas pelos escores mensais de cada um dos 88 CP's. O conjunto de variáveis é formado pelas variáveis endógenas e as variáveis exógenas são representadas por Índices Climáticos.

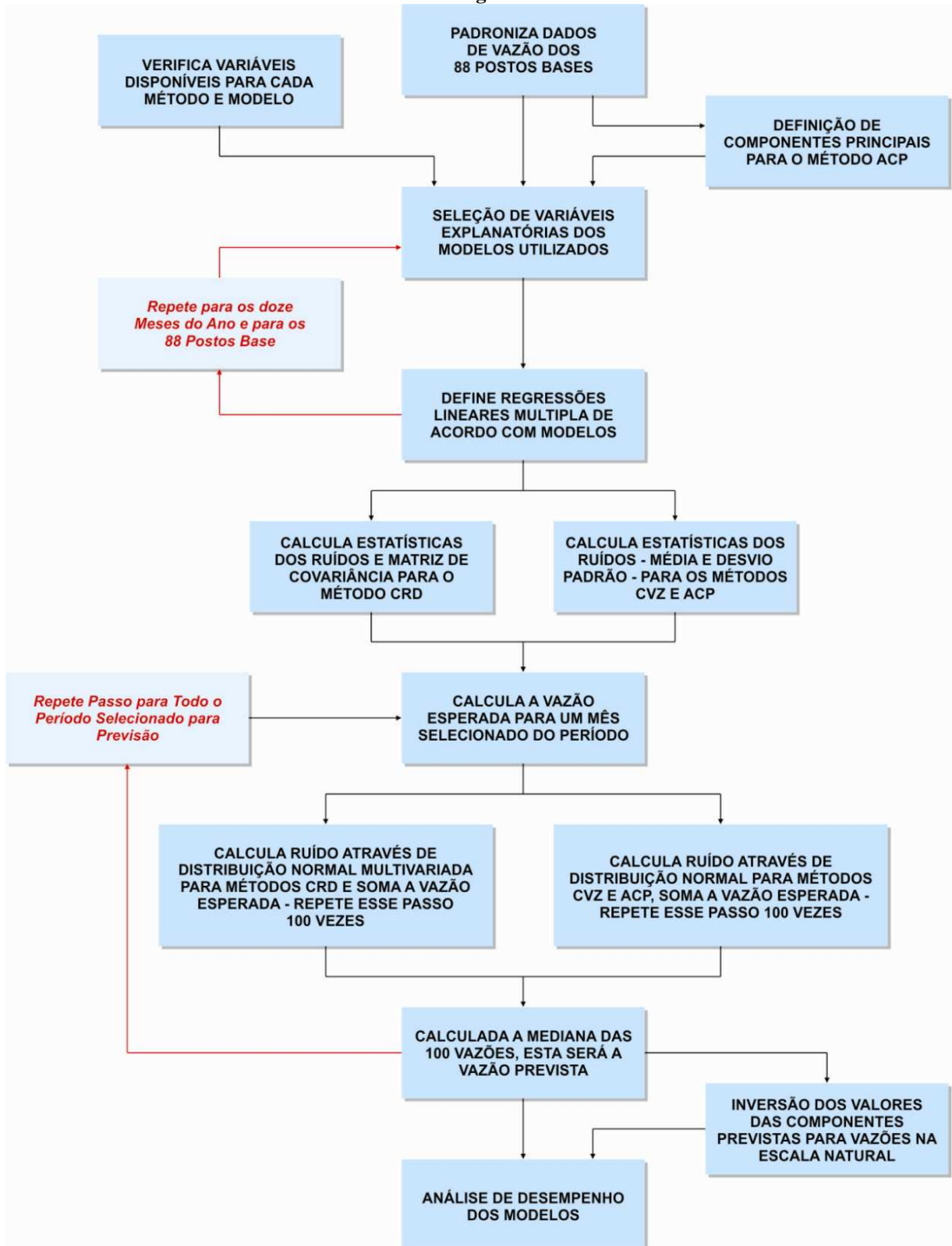
Quadro 4.3 – Resumo dos modelos de previsão de vazão testados nesse estudo

Modelo	Tipo de Correlação Espacial	Tipo de Modelo	Abreviação	Variáveis a serem analisadas na construção do modelo
1	Correlação de Ruídos	Linear Periódico Autorregressivo	CRD/PAR	Vazões entre 1 e 11 meses antecedentes Total: 11 variáveis
2		Linear Periódico Autorregressivo com Variáveis Exógenas	CRD/PARX	Vazões entre 1 e 11 meses antecedentes + 27 Índices Climáticos → Total: 38 variáveis
3	Correlação de Vazões	Linear Periódico Autorregressivo com Variáveis Exógenas	CVZ/PARX1	Vazões entre 1 e 11 meses antecedentes + Vazões do mês antecedentes dos outros 87 PB's → Total: 98 variáveis
4		Linear Periódico Autorregressivo com Variáveis Exógenas	CVZ/PARX2	Vazões entre 1 e 11 meses antecedentes + Vazões do mês antecedentes dos outros 87 PB's + 27 Índices Climáticos → Total: 125 variáveis
5	Análise de Componentes Principais	Linear Periódico Autorregressivo	ACP/PAR	Escores das Componentes Principais entre 1 e 11 meses antecedentes → Total: 11 variáveis
6		Linear Periódico Autorregressivo com Variáveis Exógenas	ACP/PARX	Escores das Componentes Principais entre 1 e 11 meses antecedentes + 27 Índices Climáticos → Total: 38 variáveis

4.3.1 Estruturação dos Modelos

Como apresentado no item anterior, os modelos utilizados neste estudo possuem diferenças nos métodos de cálculos, formatação das variáveis de entrada, e nas variáveis explanatórias selecionadas. Este item descreve, passo a passo, a determinação dos diferentes modelos de previsão, de acordo com as suas peculiaridades. Um fluxograma geral destas etapas é apresentado na Figura 4.4. No entanto, primeiramente é descrita a preparação dos dados, em seguida a metodologia geral de cálculo utilizando as ferramentas do software MATLAB, e posteriormente a descrição detalhada de cada um dos seis tipos de modelos propostos nesta tese.

Figura 4.4 – Fluxograma de cálculo dos modelos de previsão de vazões para o Sistema Interligado Nacional



Fonte: Produção do próprio autor.

4.3.1.1 Preparação dos Dados

4.3.1.1.1 Organização das séries de vazões naturais artificiais mensais

A matriz de dados de Vazões Naturais Artificiais (VNA) na escala mensal para os 88 Postos Base (PB's) do SIN foram organizadas em uma matriz tridimensional onde: no eixo-X têm-se os 12 meses do ano, no eixo-Y têm-se os anos entre 1951 e 2003, e no eixo-Z têm-se os 88 PB's. Tal organização foi feita visando facilitar sua manipulação no software MATLAB, no qual foram desenvolvidas as rotinas desta tese.

A padronização dos dados de vazão torna-se importante na medida em que elimina a sazonalidade mensal para a série de um PB e a escala da série de vazões entre os PB's. O primeiro passo é a organização da série de dados afluentes a um PB, agrupam-se os dados de um determinado mês dos diversos anos da série. Em seguida calcula-se a média e o desvio padrão para o mês em estudo. Os dados que compõem série do mês em estudo são padronizados através da subtração do valor médio e dividido pelo desvio padrão.

Exemplo:

A padronização do mês de janeiro de 1952 para o PB1 foi executada da seguinte forma:

$$\overline{Q_{(jan)}} = \frac{Q_{(jan/1951)} + Q_{(jan/1952)} + \dots + Q_{(jan/2002)} + Q_{(jan/2003)}}{2003 - 1951 + 1} \quad (4.1)$$

$$DP_{(jan)} = \sqrt{\frac{\sum [Q_{(jan/1951 a jan/2003)} - \overline{Q_{(jan)}}]^2}{(n - 1)}}$$

$$Qpad_{(jan/1952)} = \frac{[Q_{(jan/1952)} - \overline{Q_{(jan)}}]}{DP_{(jan)}}$$

4.3.1.1.2 Organização das variáveis explanatórias

O conjunto de variáveis explanatórias é organizado em uma matriz bidimensional onde os dados possuem um mês de defasagem (lag1) com relação ao mês que se deseja fazer a previsão.

Na organização dos dados referentes aos índices climáticos há uma particularidade, pois estes são apresentados como médias móveis de três meses anteriores ao mês que se deseja prever; esse critério visa diminuir as grandes flutuações mensais dos

índices em análise. Tais variáveis são aqui utilizadas na sua escala natural, pois estes já se apresentam padronizados em suas fontes (NOAA e IRI).

Exemplo:

A determinação do valor do índice climático SOI para prever a vazão padronizada dos meses de janeiro de 1952 e fevereiro de 1952 para o PB1 foi executada da seguinte forma:

Para previsão de vazão do mês de janeiro de 1952 foi feito o seguinte cálculo para a variável com lag1:

$$\overline{SOI}_{(dez/1951)} = \frac{SOI_{(dez/1951)} + SOI_{(nov/1951)} + SOI_{(out/1951)}}{3} \quad (4.2)$$

Para previsão de vazão do mês de fevereiro de 1952 foi feito o seguinte cálculo para a variável com lag1:

$$\overline{SOI}_{(jan/1952)} = \frac{SOI_{(jan/1952)} + SOI_{(dez/1951)} + SOI_{(nov/1951)}}{3} \quad (4.3)$$

4.3.1.2 Metodologia de cálculo utilizando as ferramentas do software MATLAB

Neste item são apresentadas as principais funções e ferramentas do software MATLAB utilizados nos algoritmos desenvolvidos nesta tese; ainda são apresentadas as suas descrições e sua sintaxe.

4.3.1.2.1 Regressão Stepwise

Utilizando a matriz de vazões padronizadas com dado que se deseja prever “y” e “X1” como a matriz de variáveis explanatórias pode-se fazer uso da função “*stepwisefit*” para determinação de quais variáveis explanatórias fariam parte da regressão. Essa análise foi realizada na escala mensal para cada um dos Postos Base.

No algoritmo, caso geral, em que se faz necessário o uso de variáveis exógenas a função “*stepwisefit*” foi utilizada como segue:

```

*****
% Determinação das variáveis explanatórias utilizando stepwise %
*****
y=Astd(:,12); % Variável dependente.
X1=[Astd(:,1:11) X2]; % Variável explanatória [endógena exógena]
[b,se,pval,inmodel,stats,nextstep,history] = stepwisefit(X1,y,'display','off');

```

A função `b=stepwisefit(X,y)` usa o método “*stepwise*” para determinar uma regressão linear múltipla para variável dependente “y” com os preditores “X”. Diferentes variáveis preditoras podem ser postas em diferentes colunas “X”. “b” é um vetor de coeficientes estimados para todos os preditores “X”.

O “se” vetor que apresenta o desvio padrão de “b”. “pval” vetor com o p-valor do teste se “b” é igual à zero. “inmodel” vetor lógico com dimensão igual a “X” especificando se este preditor faz parte ou não do modelo final. O 1 (um) na posição “j” indica que o j-ésimo preditor faz parte do modelo final; no caso de valor zero o preditor não foi utilizado no modelo final. “stats” é um conjunto que contem estatísticas adicionais. “nextstep” é uma recomendação para o próximo passo, se o índice do próximo preditor foi movido ou se é zero não promovendo assim o próximo passo. “history” é um conjunto que contem informações sobre o histórico dos passos executados.

4.3.1.2.2 Regressão Linear Múltipla

De posse do “inmodel” da função “*stepwisefit*”, o qual determina um vetor lógico com dimensão igual a “X” especificando se este preditor faz parte (valor=1) ou não (valor=0) do modelo final, foram definidas as variáveis de cada regressão mensal para cada um dos Postos Base.

A matriz de variáveis explanatórias a serem utilizadas na função “*regress*” foi definida multiplicando a matriz de zeros e uns do “inmodel” com a matriz de valores das variáveis explanatórias “X1” resultando em uma matriz “X4” agora utilizada como variável explanatória para função “*regress*” que define o coeficiente de cada variável preditora da regressão.

No algoritmo a função “*regress*” foi utilizada da seguinte forma:

```

*****
% REGRESSAO LINEAR %
*****
%
for i=1:Nvar %Número de variáveis explanatórias
    iver(j,i)=X1(j,i)*inmodel(1,i); %Definição das variáveis explanatórias
end
%
X4=[iver]; %Matriz de variáveis explanatórias
[bregres,bintregres,rregres,rintregres,statsregres]=regress(y,X4);
%

```

A função `b=regress(y,X)` retorna um vetor “b” de coeficientes estimados para uma regressão linear múltipla para variável dependente observada “y” dos preditores “X”. Onde “X” é uma matriz “n x p” de “p” preditores de cada “n” observações. No nosso caso, o parâmetro “b” foi denominado de “bregres”.

O “bintregress” representa uma matriz com os valores de “bregres” com no intervalo de 95% de confiança. “rregress” representa uma matriz com os ruídos. “rintregress” determina o intervalo que pode ser utilizado como diagnóstico de *outiers*. “statsregres” apresenta em ordem as estatísticas R^2 , F-valor, p-valor, e a variância do erro.

4.3.1.2.3 Geração de ruídos

Depois de calibrados os modelos mensais para cada um dos PB’s é feita a geração de vazões para efeito de validação dos diferentes modelos. Neste caso, o uso do modelo com suas devidas variáveis obtém-se um valor esperado da previsão, a qual quando somada ao erro aleatório gerado por uma distribuição de probabilidade obtém a variável resposta da previsão. No nosso caso, foram calculados 100 valores de ruídos aleatórios e somados ao valor esperado do modelo, a variável resposta da previsão é dada como a mediana destes 100 resultados.

No método de Correlação de Ruídos (CRD) a estrutura correlacional espacial das vazões dos PB’s deve ser mantida nos ruídos preditivos, para tal foi utilizada uma distribuição Normal Multivariada para geração de ruídos aleatórios com base na média e na matriz de covariância mensal entre os ruídos definidos no momento da calibração das regressões dos diferentes PB’s. Para geração de ruídos aleatórios dos métodos de Correlações de Vazões (CVZ) e Análise de Componentes Principais (ACP) foi utilizada uma distribuição Normal com base na média e desvio padrão dos ruídos definidos na calibração.

No algoritmo a função “*mvnrnd*” e “*normrnd*” foram utilizadas da seguinte forma:

```

*****
** Ruído Aleatório **
*****
*
MU=AMEDrui(mes,:)';
SIGMA(:,:)=ACOVrui(mes,,:);
R=mvnrnd(MU,SIGMA,1);
*

```

e

```

*****
** Ruído Aleatório **
*****
*
MU=AMEDrui(mes,:)';
SIGMA=ASTDrui(mes,:)';
R=normrnd(MU,SIGMA);
*

```

A função “*mvnrnd*” gera números aleatórios através da distribuição Normal Multivariada, no nosso caso, a partir do uso do “AMEDrui” que representa a média mensal dos ruídos e “ACOVrui” a matriz de covariância entre os ruídos mensais para os diferentes PB’s. Ambos definidos no momento da calibração dos modelos para cada um dos PB’s. A função “*normrnd*” gera números aleatórios através da distribuição Normal, com o uso de “AMEDrui” e “ASTDrui”, o segundo representa o desvio padrão dos ruídos para cada um PB’s.

4.3.1.2.4 Análise de Componentes Principais

A ACP utiliza a função “*princomp*” seu cálculo é realizado através de uma pequena rotina. “*datain*” representa os dados de entrada das vazões mensais padronizadas, ainda assim a função “*princomp*” realiza uma centralização dos dados de entrada subtraindo de cada um o valor médio da série de dados. $VARIAN = \text{var}(\text{SCORE})$ determina a variância dos escores, onde sua soma $SUMvar = \text{sum}(VARIAN)$ calcula o somatório das variâncias utilizados para definição do nível de explicação (Explic), de cada Componente Principal (CP) em relação as séries de dados originais a partir da razão entre $VARIAN$ e $SUMvar$.

No algoritmo a função “*princomp*” foi utilizada da seguinte forma:

```

*****
**Calcula PCA dos 88 Postos Base **
*****

datain = load ('VAZOES.txt');
[COEFF, SCORE] = princomp(datain);
VARIAN = var(SCORE);
SUMvar = sum(VARIAN);
Explic = VARIAN/SUMvar;

```

O COEFF realiza a ACP na matriz de dados “X” com dimensões NxP, e retorna os coeficientes dos CP’s, também conhecidos como cargas. As linhas de “X” correspondem a observações e as colunas às variáveis. COEFF é uma matriz de PxP, onde cada coluna contem coeficientes para um CP. As colunas estão em ordem decrescente segundo a capacidade da componente explicação a variância dos dados de “X”.

O SCORE é a representação da matriz “X” no espaço das CP’s. As linhas de SCORE correspondem a observações e as colunas os seus Componentes.

4.3.1.3 Descrição dos Modelos

4.3.1.3.1 Modelo 1 – CRD/PAR

- a) Este modelo é do tipo Periódico Autorregressivo (PAR), a previsão do valor de vazão para um determinado mês (foi definido um modelo para cada mês do ano) possui entre as variáveis explanatórias testadas as vazões dos 11 meses anteriores lag (1a11), isto é, para determinação da vazão $\hat{y}_{(t)}$ as variáveis independentes utilizadas foram selecionadas entre:

$$y_{(t-1)}, y_{(t-2)}, y_{(t-3)}, y_{(t-4)}, y_{(t-5)}, y_{(t-6)}, y_{(t-7)}, y_{(t-8)}, y_{(t-9)}, y_{(t-10)}, y_{(t-11)}.$$

- b) O conjunto de variáveis explanatórias que melhor explicam a variabilidade das vazões afluentes do Posto Base (PB) e $mês_{(t)}$ é selecionado a partir do método *stepwise*.
- c) Utilizando técnicas de Regressão Linear Múltipla (RLM), com o conjunto de variáveis explanatórias selecionadas no passo anterior, foram definidas regressões mensais para os diferentes PB's. Os passos 1, 2 e 3 são realizados para cada um dos 88 PB's em estudo, perfazendo assim um total de 1.056 equações (12 meses x 88 PB's).
- d) Determina-se o ruído (valor esperado " $\hat{y}_{(t)}$ " – observado " $y_{(t)}$ ") para as 12 regressões dos 88 PB's e calcula-se as 12 matrizes de covariância mensal dos ruídos.
- e) A partir das estatísticas definidas no passo anterior, gera-se 100 valores de ruído aleatório seguindo uma distribuição normal multivariada, somam-se tais ruídos ao valor esperado da vazão que está sendo prevista relativa ao mês e o PB em estudo. Para efeito de análises posteriores, as vazões previstas são classificadas em três quartis (25, 50 e 75%). O quartil 50% ou a mediana da série será considerado como o valor previsto. Os ruídos aleatórios são gerados através da distribuição normal multivariada utilizando a média dos ruídos mensais de cada um dos PB's e a matriz de covariância mensal dos ruídos para os diferentes PB's, ambos gerados no momento da calibração de cada regressão.

- f) Repetindo esse passo para cada um dos 88 PB's espera-se manter a estrutura correlacional entre as vazões estimadas do Sistema Integrado Nacional.
- g) Neste estudo considera-se nulo o valor de vazão prevista que apresenta valor negativo na sua escala natural. O próximo passo é o cálculo das métricas de análise do desempenho do modelo.

4.3.1.3.2 Modelo 2 – CRD/PARX

- a) Este modelo é do tipo Periódico Autorregressivo com Variáveis Exógenas (PARX). Para parcela exógena utilizada na previsão do valor de vazão para um determinado mês (foi definido um modelo para cada mês do ano) foram testadas as vazões dos 11 meses anteriores lag (1a11). Para parcela exógena das variáveis foram testados os 27 índices climáticos (definidos no **Item 4.2.1**) do mês anterior ao que se deseja fazer a previsão de vazão. Assim, para determinação da vazão $\hat{y}_{(t)}$ as variáveis independentes utilizadas são selecionadas entre os 38 índices seguintes:

$$Y_{(t-1)}, Y_{(t-2)}, Y_{(t-3)}, Y_{(t-4)}, Y_{(t-5)}, Y_{(t-6)}, Y_{(t-7)}, Y_{(t-8)}, Y_{(t-9)},$$

$$Y_{(t-10)}, Y_{(t-11)}.$$

$$SOI_{(t-1)}, CAR_{(t-1)}, NTA_{(t-1)}, PNA_{(t-1)}, NAO_{(t-1)}, MEI_{(t-1)}, Nino3_{(t-1)},$$

$$Nino1_{(t-1)}, Nino3.4_{(t-1)}, Nino4_{(t-1)}, NP_{(t-1)}, ONI_{(t-1)}, TNA_{(t-1)}, TSA_{(t-1)},$$

$$QBO_{(t-1)}, PDO_{(t-1)}, BEST_{(t-1)}, PW_{(t-1)}, TP_{(t-1)}, NOI_{(t-1)}, TNI_{(t-1)}, AMO_{(t-1)},$$

$$ASBM_{(t-1)}, ZW1_{(t-1)}, ZW2_{(t-1)}, ZW3_{(t-1)}, SST1_{(t-1)}.$$

- b) O conjunto de variáveis explanatórias que melhor explicam a variabilidade das vazões afluentes do Posto Base (PB) e $mês_{(t)}$ de interesse é selecionado a partir do método *stepwise*.
- c) Utilizando técnicas de Regressão Linear Múltipla (RLM) com o conjunto de variáveis explanatórias selecionadas no passo anterior, foram definidas regressões mensais para os diferentes PB's. Os passos 1, 2 e 3 são realizados para cada um dos 88 PB's em estudo perfazendo assim um total de 1.056 equações (12 meses x 88 PB's).

- d) Determina-se o ruído (valor esperado " $\hat{y}_{(t)}$ " – observado " $y_{(t)}$ ") para as 12 regressões dos 88 PB's e calcula-se as 12 matrizes de covariância mensal dos ruídos.
- e) A partir das estatísticas definidas no passo anterior, gera-se 100 valores de ruído aleatório seguindo uma distribuição normal multivariada, somam-se tais ruídos ao valor esperado da vazão que está sendo prevista relativa ao mês e o PB em estudo. Para efeito de análises posteriores, as vazões previstas são classificadas em três quartis (25, 50 e 75%). O quartil 50% ou a mediana da série será considerado como o valor previsto. Os ruídos aleatórios são gerados através da distribuição normal multivariada utilizando a média dos ruídos mensais de cada um dos PB's e a matriz de covariância mensal dos ruídos para os diferentes PB's, ambos gerados no momento da calibração de cada regressão.
- f) Repetindo esse passo para cada um dos 88 PB's espera-se manter a estrutura correlacional entre as vazões estimadas do Sistema Integrado Nacional.
- g) Neste estudo considera-se nulo o valor de vazão prevista que apresenta valor negativo na sua escala natural. O próximo passo é o cálculo das métricas de análise do desempenho do modelo.

4.3.1.3.3 Modelo 3 – CVZ/PARX

- a) Este modelo é do tipo Periódico Autorregressivo com Variáveis Exógenas (PARX), para parcela (PAR) a previsão do valor de vazão para um determinado mês (foi definido um modelo para cada mês do ano) possui entre as variáveis explanatórias testadas as vazões dos 11 meses anteriores lag (1a11). Para parcela exógena foram testadas as vazões com um mês de antecedências para os outros 87 Postos Base. Assim, para determinação da vazão $\hat{y}_{(t)}$ as variáveis independentes utilizadas serão selecionadas entre os 98 índices seguintes:

$$y_{(t-1)}, y_{(t-2)}, y_{(t-3)}, \dots, y_{(t-10)}, y_{(t-11)},$$

$$PB1y_{(t-1)}, PB2y_{(t-1)}, PB3y_{(t-1)}, \dots, PB87y_{(t-1)}, PB88y_{(t-1)}.$$

- b) O conjunto de variáveis explanatórias que melhor explicam a variabilidade das vazões afluentes do Posto Base (PB) e mês(t) de interesse é selecionado a partir do método stepwise.
- c) Utilizando técnicas de Regressão Linear Múltipla (RLM), com o conjunto de variáveis explanatórias selecionadas no passo anterior, serão definidas regressões mensais para os diferentes PB's. Os passos 1, 2 e 3 serão realizados para cada um dos 88 PB's em estudo, perfazendo assim um total de 1.056 equações (12 meses x 88 PB's).
- d) Determina-se o ruído (valor esperado " $\hat{y}_{(t)}$ " – observado " $y_{(t)}$ ") e suas estatísticas (média e desvio padrão) para as 12 regressões dos 88 PB's.
- e) A partir das estatísticas definidas no passo anterior, gera-se 100 valores de ruído aleatório seguindo uma distribuição normal, somam-se tais ruídos ao valor esperado da vazão que está sendo prevista relativa ao mês e o PB em estudo. Para efeito de análises posteriores, as vazões previstas são classificadas em três quartis (25, 50 e 75%). O quartil 50% ou a mediana da série será considerado como o valor previsto. Os ruídos aleatórios são gerados através da distribuição normal utilizando a média e o desvio padrão dos ruídos mensais de cada um dos PB's, gerados no momento da calibração de cada regressão.
- f) Neste método a análise de correlação espacial das vazões dos diferentes Postos Base é representada de forma explícita quando a vazão de um Posto Base pode ser considerada como uma variável explanatória da regressão, isto é, possui a capacidade de explicar parte da variabilidade das vazões mensais do Posto Base em estudo.
- g) Neste estudo considera-se nulo o valor de vazão prevista que apresenta valor negativo na sua escala natural. O próximo passo é o cálculo das métricas de análise do desempenho do modelo.

4.3.1.3.4 Modelo 4 – CVZ/PARX

- a) Este modelo é do tipo Periódico Autorregressivo com Variáveis Exógenas (PARX), para parcela (PAR) a previsão do valor de vazão para um

determinado mês (foi definido um modelo para cada mês do ano) possui entre as variáveis explanatórias a serem testadas as vazões dos 11 meses anteriores lag (1a11). Para parcela exógena foram testadas as vazões com um mês de antecedências para os outros 87 Postos Base, além dos 27 índices climáticos (definidos no **Item 4.2.1**) do mês anterior ao que se deseja fazer a previsão de vazão. Assim, para determinação da vazão $\hat{y}_{(t)}$ as variáveis independentes utilizadas serão selecionadas entre os 125 índices seguintes:

$y_{(t-1)}, y_{(t-2)}, y_{(t-3)}, \dots, y_{(t-10)}, y_{(t-11)},$
 $PB1y_{(t-1)}, PB2y_{(t-1)}, PB3y_{(t-1)}, \dots, PB87y_{(t-1)}, PB88y_{(t-1)},$
 $SOI_{(t-1)}, CAR_{(t-1)}, NTA_{(t-1)}, PNA_{(t-1)}, NAO_{(t-1)}, MEI_{(t-1)}, Nino3_{(t-1)},$
 $Nino1_{(t-1)}, Nino3.4_{(t-1)}, Nino4_{(t-1)}, NP_{(t-1)}, ONI_{(t-1)}, TNA_{(t-1)}, TSA_{(t-1)},$
 $QBO_{(t-1)}, PDO_{(t-1)}, BEST_{(t-1)}, PW_{(t-1)}, TP_{(t-1)}, NOI_{(t-1)}, TNI_{(t-1)}, AMO_{(t-1)},$
 $ASBM_{(t-1)}, ZW1_{(t-1)}, ZW2_{(t-1)}, ZW3_{(t-1)}, SST1_{(t-1)}.$

- b) O conjunto de variáveis explanatórias que melhor explicam a variabilidade das vazões afluentes do Posto Base (PB) e mês_(t) de interesse foi selecionado a partir do método *stepwise*.
- c) Utilizando técnicas de Regressão Linear Múltipla (RLM) com o conjunto de variáveis explanatórias selecionadas no passo anterior, foram definidas regressões mensais para os diferentes PB's. Os passos 1, 2 e 3 são realizados para cada um dos 88 PB's em estudo perfazendo assim um total de 1.056 equações (12 meses x 88 PB's).
- d) Determina-se o ruído (valor esperado " $\hat{y}_{(t)}$ " – observado " $y_{(t)}$ ") e suas estatísticas (média e desvio padrão) para as 12 regressões dos 88 PB's.
- e) A partir das estatísticas definidas no passo anterior, gera-se 100 valores de ruído aleatório seguindo uma distribuição normal, somam-se tais ruídos ao valor esperado da vazão que está sendo prevista relativa ao mês e o PB em estudo. Para efeito de análises posteriores, as vazões previstas são classificadas em três quartis (25, 50 e 75%). O quartil 50% ou a mediana da série será considerado como o valor previsto.
- f) Os ruídos aleatórios são gerados através da distribuição normal utilizando a média e o desvio padrão dos ruídos mensais de cada um dos PB's, gerados no momento da calibração de cada regressão.

- g) Neste método a análise de correlação espacial das vazões dos diferentes Postos Base é representada de forma explícita quando a vazão de um Posto Base pode ser considerada como uma variável explanatória da regressão, isto é, possui a capacidade de explicar parte da variabilidade das vazões mensais do Posto Base em estudo.
- h) Neste estudo considera-se nulo o valor de vazão prevista que apresenta valor negativo na sua escala natural. O próximo passo é o cálculo das métricas de análise do desempenho do modelo.

4.3.1.3.5 Modelo 5 – ACP/PAR

- a) A partir dos dados das séries de vazões padronizada dos PB's geram-se as Componentes Principais – CP's, onde os escores (s) são utilizados como variáveis dependentes e explanatórias.
- b) Este modelo é do tipo Periódico Autorregressivo (PAR), a previsão do valor dos escores de um determinado CP em um determinado mês (foi definido um modelo para cada mês do ano) possui entre as variáveis explanatórias testadas os escores dos 11 meses anteriores lag (1a11), isto é, para determinação do escore $\hat{s}_{(t)}$ as variáveis independentes utilizadas serão selecionadas entre:

$$s_{(t-1)}, s_{(t-2)}, s_{(t-3)}, s_{(t-4)}, s_{(t-5)}, s_{(t-6)}, s_{(t-7)}, s_{(t-8)}, s_{(t-9)}, s_{(t-10)}, s_{(t-11)}.$$

- c) O conjunto de variáveis explanatórias que melhor explicam a variabilidade dos escores do CP e mês(t) de interesse será selecionado a partir do método stepwise.
- d) Utilizando técnicas de Regressão Linear Múltipla (RLM) com o conjunto de variáveis explanatórias selecionadas no passo anterior, foram definidas regressões mensais para os diferentes CP's. Os passos 1, 2 e 3 são realizados para cada um dos 88 CP's em estudo perfazendo assim um total de 1.056 equações (12 meses x 88 CP's).
- e) Determina-se o ruído (valor esperado " $\hat{s}_{(t)}$ " – observado " $s_{(t)}$ ") e suas estatísticas (média e desvio padrão) para as 12 regressões dos 88 CP's.
- f) A partir das estatísticas definidas no passo anterior, gera-se 100 valores de ruído aleatório seguindo uma distribuição normal e somam-se tais ruídos ao

valor esperado da vazão que está sendo prevista relativa ao mês e o CP em estudo. Para efeito de análises posteriores os escores previstos serão classificados em três quartis (25, 50 e 75%). O quartil 50% ou a mediana da série será considerado como o valor previsto.

- g) Os ruídos aleatórios são gerados através da distribuição normal utilizando a média e o desvio padrão dos ruídos mensais de cada um dos CP's, gerados no momento da calibração de cada regressão.
- h) A partir dos escores previstos retornam-se as variáveis no espaço CP para espaço de vazões naturais mensais afluentes padronizadas através da matriz de carga (coeficiente).
- i) Neste método a correlação espacial entre os diferentes PB's do Sistema Integrado Nacional é definida pela própria teoria da Análise de Componentes Principais onde, no nosso caso, variabilidade das séries de vazões afluentes é explicada através de um novo conjunto de variáveis representada no menor número de Componentes Principais possíveis.
- j) Considera-se nulo o valor de vazão prevista que apresenta valor negativo na sua escala natural. O próximo passo é o cálculo das métricas de análise do desempenho do modelo.

4.3.1.3.6 Modelo 6 – ACP/PARX

- a) A partir dos dados de vazões padronizados, geram-se as Componentes Principais – CP, onde os escores (s) são utilizados como variáveis dependentes e explanatórias.
- b) Este modelo é do tipo Periódico Autorregressivo com Variáveis Exógenas (PARX). Para parcela endógena utilizada na previsão do valor dos escores para um determinado mês (foi definido um modelo para cada mês do ano) foram testados os escores dos 11 meses anteriores lag (1a11). Para parcela exógena foram testados os 27 índices climáticos (definidos no **Item 4.2.1**) do mês anterior ao que se deseja fazer a previsão dos escores. Assim, para determinação de um escore $\hat{s}_{(t)}$ as variáveis independentes utilizadas são selecionadas entre os 38 índices seguintes:

$S_{(t-1)}, S_{(t-2)}, S_{(t-3)}, S_{(t-4)}, S_{(t-5)}, S_{(t-6)}, S_{(t-7)}, S_{(t-8)}, S_{(t-9)}, S_{(t-10)}, S_{(t-11)}$.
 $SOI_{(t-1)}, CAR_{(t-1)}, NTA_{(t-1)}, PNA_{(t-1)}, NAO_{(t-1)}, MEI_{(t-1)}, Nino3_{(t-1)}$,
 $Nino1_{(t-1)}, Nino3.4_{(t-1)}, Nino4_{(t-1)}, NP_{(t-1)}, ONI_{(t-1)}, TNA_{(t-1)}, TSA_{(t-1)}$,
 $QBO_{(t-1)}, PDO_{(t-1)}, BEST_{(t-1)}, PW_{(t-1)}, TP_{(t-1)}, NOI_{(t-1)}, TNI_{(t-1)}, AMO_{(t-1)}$,
 $ASBM_{(t-1)}, ZW1_{(t-1)}, ZW2_{(t-1)}, ZW3_{(t-1)}, SST1_{(t-1)}$.

- c) O conjunto de variáveis explanatórias que melhor explicam a variabilidade dos escores do CP e $mês_{(t)}$ de interesse foi selecionado a partir do método *stepwise*.
- d) Utilizando técnicas de Regressão Linear Múltipla (RLM) com o conjunto de variáveis explanatórias selecionadas no passo anterior, foram definidas regressões mensais para os diferentes CP's. Os passos 1, 2 e 3 são realizados para cada um dos 88 CP's em estudo perfazendo assim um total de 1.056 equações (12 meses x 88 CP's).
- e) Determina-se o ruído (valor esperado " $\hat{s}_{(t)}$ " – observado " $s_{(t)}$ ") e suas estatísticas (média e desvio padrão) para as 12 regressões dos 88 CP's.
- f) A partir das estatísticas definidas no passo anterior, gera-se 100 valores de ruído aleatório seguindo uma distribuição normal e somam-se tais ruídos ao valor esperado do escore que está sendo previsto relativa ao mês e o CP em estudo. Para efeito de análises posteriores os escores previstos são classificados em três quartis (25, 50 e 75%). O quartil 50% ou a mediana da série será considerado como o valor previsto. Os ruídos aleatórios são gerados através da distribuição normal utilizando a média e o desvio padrão dos ruídos mensais gerados no momento da calibração de cada regressão.
- g) A partir dos escores previstos retornam-se as variáveis no espaço CP para espaço de vazões naturais mensais afluentes padronizadas através da matriz de carga (coeficiente).
- h) Neste método a correlação espacial entre os diferentes PB's do Sistema Integrado Nacional é definida pela própria teoria da Análise de Componentes Principais onde, no nosso caso, variabilidade das séries de vazões afluentes é explicada através de um novo conjunto de variáveis representada no menor número de Componentes Principais possíveis.

- i) Considera nulo o valor de vazão prevista que apresenta valor negativo na sua escala natural. O próximo passo é o cálculo das métricas de análise do desempenho do modelo.

4.4 Modelos Estatísticos de Regressão

Nesta seção, é feita uma abordagem simplificada de cada uma das metodologias estatísticas utilizadas nesse estudo, pois se tratam de métodos consagrados e maiores detalhes podem ser facilmente obtidos em livros e artigos clássicos de estatísticas como: Dillon & Goldstein (1994), Salas *et al.* (1997), Yevjevich & Lane (1997), Draper & Smith (1998), Kelman *et al.* (2000), Rencher (2002) e Bishop (2006).

4.4.1 Modelo de Regressão Linear Múltipla e Mínimos Quadrados

O objetivo da regressão é a determinação do valor esperado de uma variável dependente " \hat{Y} ", dadas as variáveis explanatórias " X ". Os Modelos de Regressão Linear (MRL) são funções lineares das variáveis explanatórias com coeficientes ajustáveis de acordo com a série de dados estudados:

$$\hat{Y}_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j X_{ij} + \eta_i \quad \begin{array}{l} i = 1, 2, \dots, n \text{ estações} \\ j = 1, 2, \dots, p \text{ variáveis} \end{array} \quad (4.4)$$

Os termos " β " são coeficientes de ponderação de cada uma das variáveis explanatória " X "; " β_0 " é uma constante e " η " é o erro de predição.

Existe diferentes métodos ajustar o conjunto de coeficientes ao modelo linear entre estes o mais popular é o método dos mínimos quadrados, o qual tem como objetivo minimizar a soma dos quadrados dos resíduos dado um conjunto de coeficientes " $\hat{\beta}$ ".

Muitas vezes é conveniente para incluir a variável constante 1 em " X " e " $\hat{\beta}_0$ " no vetor de coeficientes " $\hat{\beta}$ "; e assim escrever o modelo linear na forma vetorial:

$$\hat{Y} = X^T \hat{\beta} + \eta \quad (4.5)$$

O estimador de " β " é determinado resolvendo:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$$

$$Var[\hat{\beta}] = \frac{\sum(\hat{y}_i - y_i)^2}{n - p} (X^T X)^{-1} \quad (4.6)$$

onde o valor " y " representa os valores amostrais da variável independente, assim o valor esperado de uma variável dependente é:

$$\hat{y} = X\hat{\beta} = X(X^T X)^{-1} X^T y \quad (4.7)$$

4.4.2 Modelo de Regressão Stepwise

Quando se dispõe de um grande conjunto de variáveis explanatórias é comum que se faça uma análise destas utilizando algum procedimento de seleção, pois algumas delas podem não agregar informações relevantes ao MRL e comprometer a parcimônia do modelo, além de dificultar o uso futuro de tais modelos por outros usuários que não disponham de todas as variáveis preditivas.

O processo de seleção utilizado nesse estudo foi método *stepwise*, o qual agrupa os procedimentos *forward* (passo a frente) e *backward* (passo atrás). Tal generalização permite que após cada etapa de incorporação de uma variável, tenhamos uma etapa em que uma das variáveis já selecionadas pode ser descartada. Procedimentos de seleção *stepwise* diferem de outros métodos sequenciais em que a decisão de incluir um preditor é irreversível.

O processo funciona da seguinte maneira. Primeiramente, cada variável explanatória tem seu valor " F " calculado, (aqui a distribuição " F " é usada para testes de hipóteses relativos a análise de variância e resíduos de regressões) tratando cada variável como se fosse o único preditor disponível. As variáveis com o maior valor de " F " é então escolhida para entrar na função discriminante. Etapas sucessivas adicionam (ou eliminam) os preditores com base em seus valores de " F " calculados condicionados as variáveis que já fazem parte do modelo; o cálculo do valor " F " da regressão e o teste " t " para avaliação do nível de significância do valor do coeficiente relativo a cada variável explanatória e seu respectivo desvio padrão. O processo termina quando não se pode mais excluir e/ou incluir variáveis de acordo com os testes nos quais o modelo de regressão são submetidos.

4.5 Análise de Componente Principal

Análise de Componente Principal – ACP é uma técnica amplamente utilizada em aplicações tais como a redução de dimensão, compressão de dados com perdas, extração de atributos, e visualização de dados.

A ACP tem como objetivo transformar o conjunto original de variáveis em um subespaço de combinações lineares que representem a maior parte da variabilidade dos dados do conjunto original no menor número de componentes possíveis. Tal subespaço é composto por uma base de vetores ortogonais (Componentes Principais – CP) que formam um sistema de coordenadas, obtidas através de transformações lineares do conjunto original de variáveis. As componentes principais são determinadas de forma que a primeira CP, ou $CP_{(1)}$, represente a maior parte da variabilidade total nos dados. Onde $CP_{(1)}$ é a combinação linear das variáveis observadas $X_j, j = 1, 2, \dots, p$:

$$CP_{(1)} = w_{(1)1}X_1 + w_{(1)2}X_2 + \dots + w_{(1)p}X_p \quad (4.8)$$

os pesos $w_{(1)1}, w_{(1)2}, \dots, w_{(1)p}$ foram determinados de forma a maximizar a relação entre a variação da $CP_{(1)}$ com a variação total, sujeito a restrição $\sum_{j=1}^p w_{(1)j}^2 = 1$.

Assim, $Var[CP_{(1)}]$ é tão grande quanto possível sujeito a esta restrição sobre as constantes “ $w_{(1)j}$ ”. A restrição é introduzida porque se isso não for feito, então $Var[CP_{(1)}]$ pode ser aumentada fazendo simplesmente crescer qualquer um dos valor “ $w_{(1)j}$ ”.

A $CP_{(2)}$, é que a combinação linear ponderada das variáveis observadas que não foram correlacionadas na primeira combinação linear e que representa o montante máximo da variação total restante ainda não contabilizada pela $CP_{(1)}$.

$$CP_{(2)} = w_{(2)1}X_1 + w_{(2)2}X_2 + \dots + w_{(2)p}X_p \quad (4.9)$$

Assim, $Var[CP_{(2)}]$ é tão grande quanto possível sujeito as mesmas restrições impostas a $CP_{(1)}$ e que $CP_{(1)}$ e $CP_{(2)}$ possuam correlação igual a zero entre os seus dados. Os posteriores CP's são determinados da mesma forma, onde se existem “ m ” séries de valores a m -ésima CP apresenta-se da seguinte forma:

$$CP_{(m)} = w_{(m)1}X_1 + w_{(m)2}X_2 + \dots + w_{(m)p}X_p \quad (4.10)$$

A determinação CP's é realizada considerando a matriz de variáveis $X_{[p \times m]}$, onde “ p ” é o tamanho da série temporal e “ m ” é o número de séries que se deseja representar.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mp} \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

A matriz de covariância de “X” é simétrica e possui os elementos na diagonal principal iguais a $Var[x_i]$ e o restante do termos são formados por $Cov[x_i x_j]$.

Se “X” possui dados centrados em zero a matriz de covariância destes novos dados $R_{[p \times p]}$ é formada pela matriz de correlação de “X”.

$$R = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & r(x_1 x_p) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r(x_p x_1) & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

Os componentes principais são determinados resolvendo-se a equação característica da matriz “R”: $\det[R - \lambda I] = 0$ ou $|R - \lambda I| = 0$. Os resultados são “p” raízes características chamadas de autovalores “ λ_p ” e para cada autovalor existe autovetor “ w_{ip} ”:

$$W = \begin{bmatrix} w_{i1} \\ w_{i2} \\ \vdots \\ w_{ip} \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

A inversão da matriz de CP’s para variáveis na escala padronizada “Y” pode realizada através

$$Y = CP \times (W)^{-1} \quad (4.14)$$

4.6 Modelos Autorregressivos com Variáveis Exógenas

O Sistema Hidroelétrico Brasileiro possui características específicas, em especial pela interconexão dos diversos aproveitamentos hidroelétricos através da rede hidrográfica, tornando importante a preservação da estrutura espacial observada nos dados históricos quando da realização de previsão de afluências.

A grande extensão territorial do SIN e as teleconexões climáticas que influenciam fortemente o regime hidrológico das bacias hidrográficas nacionais, como anteriormente comentado, sugerem que a informação climática pode ser usada como variáveis de explanatórias em modelos de previsões.

Logo, podem-se aperfeiçoar os modelos estatísticos clássicos de previsão de vazões, em particular os modelos Periódicos Autorregressivos – PAR, a partir da inclusão de

informação climática, tornando-os modelos Periódicos Autorregressivos com variáveis Exógenas – PARX.

Seja então "z" a variável aleatória que representa a afluência aos aproveitamentos hidroelétricos ao Sistema Interligado Nacional – SIN, e que esta seja uma variável padronizada da seguinte forma:

$$y_{t,m} = \left(\frac{(z_{t,m} - \mu_{t,m})}{\sigma_{t,m}} \right) \quad (4.15)$$

onde:

$y_{t,m}$ – representa o valor do dado de afluência padronizado;

t – índice temporal da equação, meses;

m – índice representativo do reservatório;

$z_{t,m}$ – representa o valor do dado de afluência na escala normal;

$\mu_{t,m}$ – valor médio da série mensal;

$\sigma_{t,m}$ – desvio padrão da série mensal.

O modelo PAR pode ser apresentado na sua forma generalizada como segue:

$$\hat{y}_{t,m} = \sum_{\tau=1}^N \alpha_{t,m} y_{t-\tau,m} + \varepsilon_{t,m} \quad (4.16)$$

onde:

$\hat{y}_{t,m}$ – representa o valor esperado de afluência ao reservatório;

$y_{t,m}$ – representa o valor observado do dado de afluência;

$\alpha_{t,m}$ – coeficiente Autorregressivo (vazões antecedentes);

t – índice temporal da equação, meses;

m – índice representativo dos Postos Base;

τ – defasagem (lag);

N – número de parcelas do modelo;

$\varepsilon_{t,m}$ – série de ruídos independentes com média zero e variância $\sigma_{t,m}^2$

Observa-se que os coeficientes Autorregressivos " $\alpha_{t,m}$ " diferentes para cada mês e antecedência de previsão. Assumem-se aqui as suposições comuns utilizadas em regressão linear (independência de resíduos, normalidade, linearidade e variância constante). Os coeficientes Autorregressivos são estimados pelo método dos mínimos quadrados. Os modelos do tipo Autorregressivos (AR), os coeficientes não diferem entre os meses sendo

apenas um coeficiente para todos os meses, calculado para toda a série de dados. Assim, no coeficiente " $\alpha_{t,m}$ " o índice temporal "t" da equação não será levado em consideração ficando " α_m " com o coeficiente variando somente para os diferentes Postos Base.

O modelo PAR define que variabilidade das afluições aos aproveitamentos hidroelétricos é realizada através da persistência das vazões, ou seja, da série temporal de dados, sendo esta uma função das características da bacia de drenagem e do escoamento subterrâneo. A intensidade dessa persistência varia ao longo do ano, sendo maior durante os meses secos, onde a vazão é mantida basicamente pelo escoamento subterrâneo proveniente de aquíferos.

A ideia metodológica utilizada nos modelos PARX é que apenas parte da variabilidade das afluições seja explicada pela persistência das vazões, denominada de variável endógena, e que outra parte da variabilidade seja explicada através de variáveis exógenas, ou informações que não provêm da série temporal de afluições, mas que tenha alguma correlação com a geração de vazão. Os dados mais comumente utilizados, no caso de previsão de vazões são informações hidroclimatológicas ou a variabilidade destas. Logo, o modelo PARX pode ser apresentado na sua forma generalizada como segue:

$$\hat{y}_{t,m} = \sum_{\tau=1}^N \alpha_{t,m} y_{t-\tau,m} + \sum_{\gamma=1}^K \beta_{\gamma,m} x_{t-\gamma} + \varepsilon_{t,m} \quad (4.17)$$

onde:

$\hat{y}_{t,m}$ – representa o valor esperado de afluição ao reservatório;

$y_{t,m}$ – representa o valor observado do dado de afluição;

$\alpha_{t,m}$ – coeficiente da variável endógena;

$\beta_{\gamma,m}$ – coeficiente da variável exógena;

t – índice temporal da equação, meses;

m – índice representativo do Posto Base;

τ – defasagem (lag) parcela endógenas do modelo;

γ – defasagem (lag) parcela exógenas do modelo;

N – número de parcelas endógenas do modelo;

K – número de parcelas exógenas do modelo;

$\varepsilon_{t,m}$ – série de ruídos independentes com média zero e variância $\sigma_{t,m}^2$

4.7 Avaliação de Desempenho de Modelos

Para avaliar o desempenho das vazões estimadas (calibração) e previstas (validação) em relação às vazões observadas para usinas hidrelétricas utilizam-se algumas métricas aplicadas pela ONS (2010b).

✓ **Erro médio absoluto**

$$EMA = \frac{1}{nt} \sum_{i=1}^{nt} |QO_t - QP_t| \quad (4.18)$$

EMA – desvio médio absoluto

QP_t – vazão prevista no intervalo de tempo t

QO_t – vazão observada no intervalo de tempo t

nt – número de intervalos de tempo

✓ **Erro médio percentual absoluto**

$$EMPA = \frac{1}{nt} \sum_{i=1}^{nt} \frac{|QO_t - QP_t|}{QO_t} \times 100 \quad (4.19)$$

EMPA – erro médio percentual absoluto

QO_t – vazão observada no intervalo de tempo t

QP_t – vazão prevista no intervalo de tempo t

nt – número de intervalos de tempo

✓ **Coefficiente de correlação**

$$CORREL = \frac{Cov(QO_t, QP_t)}{\sigma_{QO_t} \cdot \sigma_{QP_t}} \quad (4.20)$$

CORREL – coeficiente de correlação entre vazões observadas e previstas

$Cov(QO_t, QP_t)$ – covariância entre as vazões no intervalo de tempo t

σ_{QO_t} – desvio padrão das vazões observadas no intervalo de tempo t

σ_{QP_t} – desvio padrão das vazões previstas no intervalo de tempo t

✓ **Coefficiente de eficiência de Nash-Sutcliffe**

$$NASH = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{nt} (QP_t - QO_t)^2}{\sum_{i=1}^{nt} (QO_t - \bar{QO}_t)^2} \quad (4.21)$$

NASH – coeficiente de eficiência (Nash e Sutcliffe, 1970)

QP_t – vazão prevista no intervalo de tempo t

QO_t – vazão observada no intervalo de tempo t

$\overline{QO_t}$ – média da vazão observada no intervalo de tempo t

nt – número de intervalos de tempo

O Coeficiente NASH traduz a eficiência de realizar previsões mais acertadas sendo o valor 1 (um), representativo de 100% de eficiência, o valor máximo. Valores negativos indicam que a performance do modelo é inferior a performance do modelo de previsão que considera somente o valor da média histórica mensal.

Com o objetivo de evitar interpretações conflitantes e/ou subjetivas o ONS (2010b) desenvolveu um índice denominado de Distância Multicritério – DM, o qual utiliza os indicadores NASH e EMPA da seguinte forma.

✓ **Distância Multicritério**

$$DM = \sqrt{(1 - NASH)^2 + (EMPA)^2} \quad (4.22)$$

DM – distância multicritério

$NASH$ – coeficiente de eficiência

$EMPA$ – erro médio percentual absoluto

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo, analisa-se o desempenho da calibração e validação dos modelos preditivos descritos no **Capítulo 4**. Primeiramente, será realizada a previsão de vazões do reservatório Furnas, com objetivo de avaliar os efeitos da inserção de variáveis climática na previsão de vazões de aproveitamentos hidroelétricos estratégicos de forma individual. A análise de Furnas também deve facilitar o entendimento do leitor com relação aos estudos de previsão realizados nesta tese para os 88 Postos Base (PB's) de forma simultânea.

A segunda etapa apresenta, como “Análise Preliminar”, a avaliação da sazonalidade hidrológica através das vazões médias mensais naturais afluentes e a correlação da série de vazões mensais naturais dos 88 PB's escolhidos para esse estudo.

Na etapa seguinte serão avaliados e discutidos os resultados da calibração e validação de cada um dos seis modelos de previsão de vazões mensais, anteriormente definidos, para cada um dos 88 PB's.

Por fim, apresenta-se uma análise comparativa entre as metodologias de previsão destacando seus pontos fortes e falhas para o Sistema Interligado Nacional como um todo, a partir da manutenção de sua estrutura correlacional e das regiões com modelos com melhor capacidade preditiva. A análise também será realizada na escala temporal onde os meses úmidos/secos serão considerados na avaliação do desempenho dos modelos.

5.1 Resultados de Previsão de Vazão do Reservatório Furnas

5.1.1 Análise Preliminar

A análise preliminar consta da caracterização do regime hidrológico das vazões afluentes ao reservatório Furnas representado através das estatísticas mensais da série histórica: média, máximo, mínimo, desvio padrão e quartis (25, 50 e 75%) como apresentado na Tabela 5.1 e Figura 5.1.

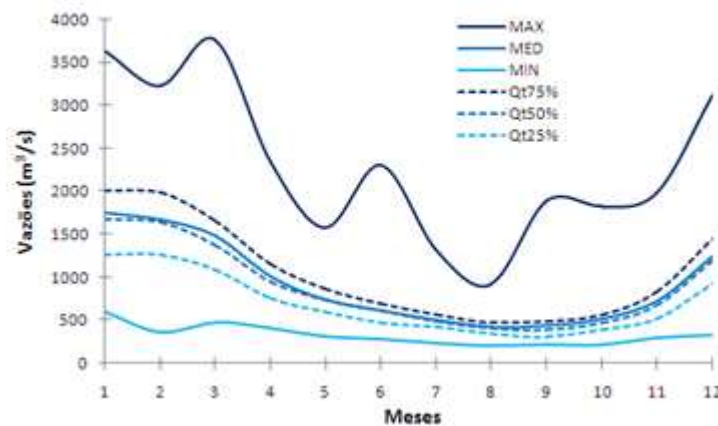
Utilizando como base de análise a média mensal, observa-se que os meses de dezembro-abril estão acima da média anual ($925 \text{ m}^3/\text{s}$) podendo ser considerado como os meses úmidos. Já os meses de maio-novembro possuem valores mensais abaixo da média anual, assim considerado como os meses secos.

Tabela 5.1 – Estatísticas das vazões afluentes (1951 a 2003) ao reservatório Furnas (m³/s)

Estatística	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
Mínimo	594	357	477	401	310	276	240	204	214	210	295	334
Média	1.752	1.663	1.475	1.008	742	614	506	418	437	512	729	1.239
Máximo	3.621	3.230	3.757	2.327	1.572	2.303	1.308	921	1.889	1.822	1.989	3.123
Desvio Padrão	697	622	590	345	229	244	152	120	225	220	306	455
Quartil-25%	1.264	1.263	1.093	757	596	475	420	350	309	398	521	934
Quartil-50%	1.669	1.631	1.377	952	735	619	491	407	389	470	670	1.199
Quartil-75%	2.010	1.982	1.655	1.150	857	689	565	475	491	565	833	1.453

Fonte: Produção do próprio autor, ONS (2011b)

Figura 5.1 – Estatísticas das vazões afluentes (1951 a 2003) ao reservatório Furnas (m³/s)



Fonte: Produção do próprio autor, ONS (2011b)

5.1.2 Definição dos Modelos

A previsão de vazões mensais afluentes ao Posto Base Furnas possui como objetivo avaliar os efeitos do uso de índices climáticos como variáveis explanatórias em aproveitamentos hidroelétricos estratégicos de forma individual. Para tal, foram utilizados modelos do tipo Periódicos Autorregressivos (PAR) e Periódicos Autorregressivos com Variáveis Exógenas (PARX). A análise de Furnas também deve facilitar o entendimento do leitor com relação aos estudos de previsão realizados nesta tese para os 88 Postos Base (PB's) de forma simultânea.

5.1.2.1 Modelo PAR

Na determinação das regressões mensais foram testadas como variáveis explanatórias os dados de vazão padronizados entre 1 e 11 meses de antecedência (lag1 a 11).

A matriz de variáveis explanatórias foi organizada de forma que as colunas de 1 a 11 localizam-se os dados de vazões de lag 11 a 1, respectivamente. Cabe mencionar que as vazões utilizadas nesse estudo foram padronizadas de acordo com a Equação 4.13.

Utilizando a metodologia *stepwise* foram escolhidas as variáveis explanatórias. A partir destas variáveis foram determinadas regressões mensais lineares múltiplas como apresentadas na Tabela 5.2.

Analisando a Tabela 5.2 observa-se que existe uma grande influência da variável Autorregressiva de lag1, presente nas 12 equações de regressões; a vazão padronizada com lag2 só aparece em três equações, as dos meses de março, maio e julho; e para a vazão com lag3 e lag4 aparecem em duas equações, maio e setembro para lag3, outubro e dezembro para lag4. As vazões padronizadas com lag6, lag8, lag10 e lag11 são apresentadas em apenas uma regressão nos meses de setembro, abril, dezembro e julho, respectivamente.

Tabela 5.2 – Coeficientes dos modelos PAR das vazões afluentes mensais ao reservatório Furnas

	$Y_{(-11)}$	$Y_{(-10)}$	$Y_{(-9)}$	$Y_{(-8)}$	$Y_{(-7)}$	$Y_{(-6)}$	$Y_{(-5)}$	$Y_{(-4)}$	$Y_{(-3)}$	$Y_{(-2)}$	$Y_{(-1)}$
JAN	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,5369
FEV	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,5391
MAR	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,3227	0,4998
ABR	0	0	0	0,2099	0	0	0	0	0	0	0,6919
MAI	0	0	0	0	0	0	0	0	0,3128	0,2870	0,3973
JUN	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,8066
JUL	-0,1338	0	0	0	0	0	0	0	0	0,4660	0,5637
AGO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,9238
SET	0	0	0	0	0	-0,2653	0	0	0,6341	0	0,4649
OUT	0	0	0	0	0	0	0	0,5383	0	0	0,3518
NOV	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,7681
DEZ	0	-0,2204	0	0	0	0	0	0,4732	0	0	0,5338

Fonte: Produção do próprio autor

As regressões mensais apresentam-se da seguinte forma:

$$\hat{Y}_{(jan)} = 0,5369 \times Y_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(fev)} = 0,5391 \times Y_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(mar)} = 0,3227 \times Y_{(-2)} + 0,4998 \times Y_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(abr)} = 0,2099 \times Y_{(-8)} + 0,6919 \times Y_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(mai)} = 0,3128 \times Y_{(-3)} + 0,2870 \times Y_{(-2)} + 0,3973 \times Y_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(jun)} = 0,8066 \times Y_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(jul)} = -0,1338 \times Y_{(-11)} + 0,4660 \times Y_{(-2)} + 0,5637 \times Y_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(ago)} = 0,9238 \times Y_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(set)} = -0,2653 \times Y_{(-6)} + 0,6341 \times Y_{(-3)} + 0,4649 \times Y_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(out)} = 0,5383 \times Y_{(-4)} + 0,3518 \times Y_{(-1)}$$

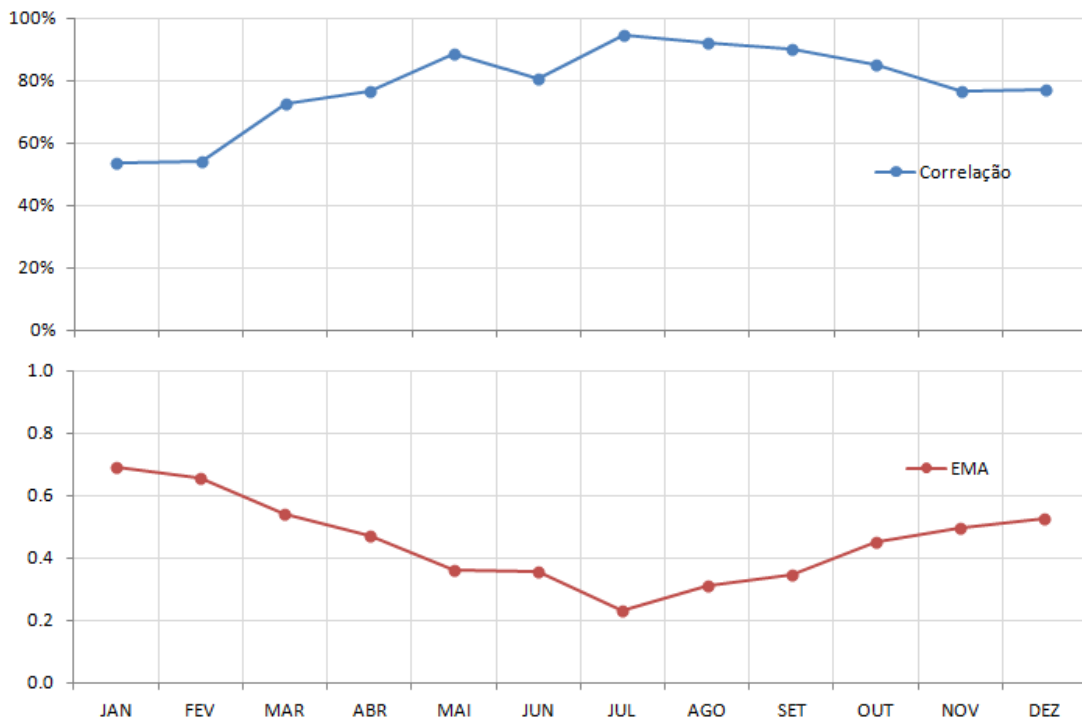
$$\hat{Y}_{(nov)} = 0,7681 \times Y_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(dez)} = -0,2204 \times Y_{(-10)} + 0,4732 \times Y_{(-4)} + 0,5338 \times Y_{(-1)}$$

As regressões mensais do Posto Base de Furnas são formadas em sua maioria por até duas variáveis. Em três equações são necessárias duas variáveis para explicar a variabilidade do termo dependente da equação, estas foram definidas para os meses de março, maio e julho. No restante dos meses as regressões necessitam de apenas uma variável.

As estatísticas definidas nas regressões para o Posto Base de Furnas são apresentadas na Figura 5.2. Devido à padronização dos valores de vazões podem-se gerar valores de vazão com sinais negativos o que mascara e/ou dificulta a análise por algumas métricas definidas no **Item 4.7** deste estudo. Portanto, nessa fase de calibração dos modelos utiliza-se apenas o coeficiente de Correlação e os valores do Erro Médio Absoluto – EMA.

Figura 5.2 – Valores mensais do coeficiente de Correlação (%) e Erro Médio Absoluto (m³/s) para o período de calibração (1951-1997) o modelo PAR para Posto Base de Furnas



Fonte: Produção do próprio autor

Observa-se na Figura 5.2 que as melhores correlações médias mensais se encontram nos modelos dos meses de maio a outubro. Onde os meses com maiores

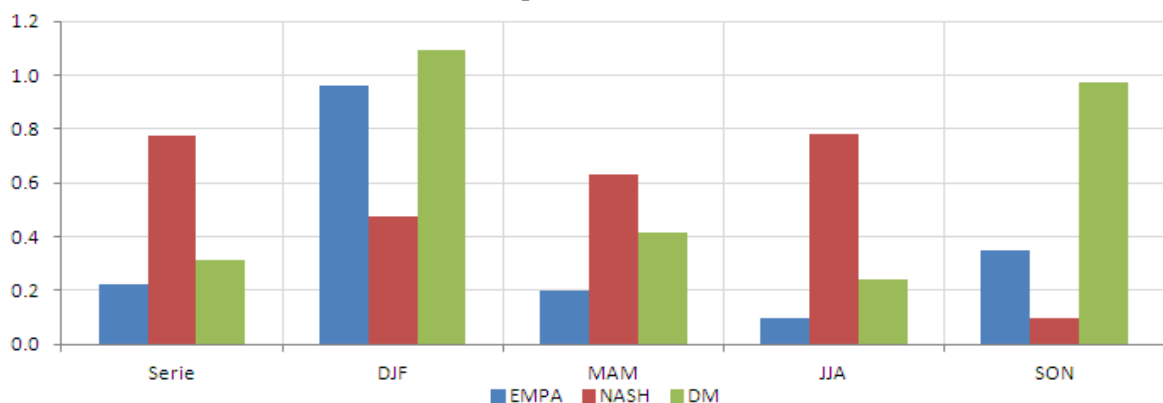
correlações são os de junho (95%) e agosto (92%). As menores correlações médias podem ser observadas nos meses de janeiro (54%), fevereiro (54%) e março (73%).

Avaliando a calibração dos modelos de regressão em termos de Erro Médio Absoluto – EMA, observa-se que os menores valores se encontram nos modelos dos meses entre maio e setembro com média de 0,32. Nestes os meses com menores erros são os de julho (0,23) e agosto (0,31). O período com maiores médias de EMA estão entre os meses de outubro a abril com 0,55. Nos quais, os maiores valores de EMA podem ser observados nos meses de janeiro (0,69), fevereiro (0,66) e março (0,54).

Nas análises de previsão de vazões são utilizados os valores de vazões em sua escala natural e não na escala padronizada possibilitando a visualização dos valores reais e a correção dos valores negativos. Os valores negativos são substituídos por vazões nulas de acordo com a definição metodológica adotada para esse estudo. Os valores de vazões mensais previstas serão analisados com as métricas utilizadas pela Operadora Nacional do Sistema que consta do Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA, coeficiente de NASH e Distância Multicritério – DM.

Como a previsão de vazões mensais foi realizada entre os anos de 1998 e 2003 (seis anos), a pequena quantidade de anos inviabilizaria uso das métricas de análise dos resultados mês a mês, portanto optou-se por apresentar os resultados para toda a série de dados e separadamente para os meses de dezembro, janeiro e fevereiro (DJF); março, abril e maio (MAM); junho, julho e agosto (JJA); e setembro, outubro e novembro (SON). Com essas análises preservam-se as estatísticas gerais mensais e dos meses úmidos e secos. Assim, os valores de EMPA, NASH e DM são apresentados nas Figuras 5.3.

Figura 5.3 – Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA, Coeficiente de NASH e Distância Multicritério (eixo y) das vazões observadas e estimadas (1998-2003) pelo modelo PAR para Posto Base de Furnas



Fonte: Produção do próprio autor

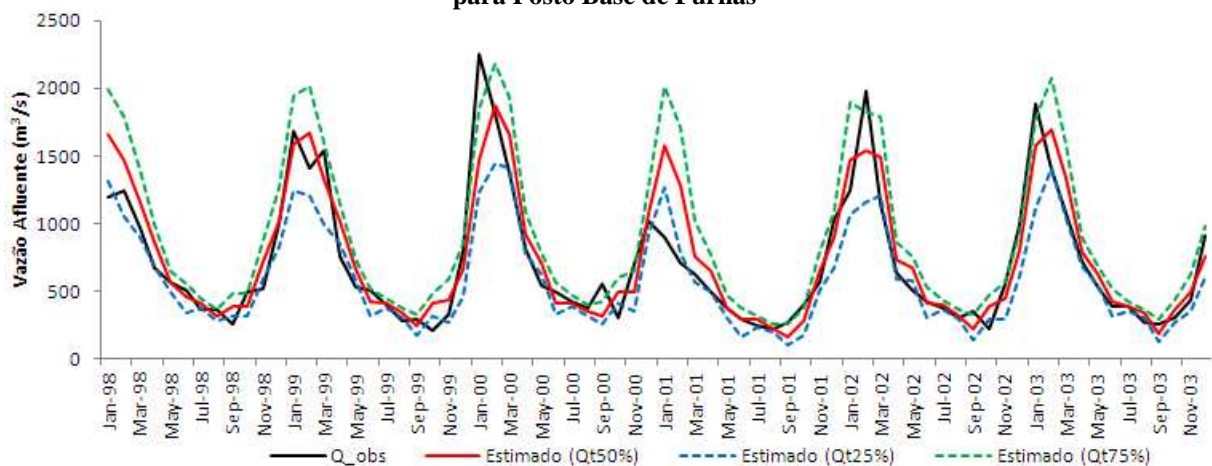
Analisando o valor médio mensal de EMPA da série de valores estimados verifica-se que este é de 0,22 (22%) variando entre 0,00 e 0,97 (0 e 97%). Para os valores nos períodos de DJF, MAM, JJA e SON as médias são de 0,96 (96%), 0,20 (20%), 0,10 (10%) e 0,35 (35%), respectivamente. Cabe menção do elevado valor de EMPA para de DJF, o que significa quase 100% de erro.

Com os coeficientes de NASH, verifica-se um valor serial de 0,78, considerado elevado; nos valores determinados para os diferentes períodos apresenta-se uma variabilidade muito grande, o valor médio para o período de DJF é de 0,47, para MAM o valor médio é de 0,63, para JJA o valor médio é de 0,78; e para SON o valor médio é de 0,10.

De acordo com o Operador Nacional do Sistema (ONS), o coeficiente Distância Multicritério – DM tem como objetivo evitar interpretações conflitantes e/ou subjetivas. Este utiliza de forma agregada os coeficientes de NASH e EMPA, onde quanto mais próximo de zero o DM melhor é o modelo. DM possui um valor para serial de 0,31, para os valores dos diferentes períodos a variabilidade apresentada é considerada grande; o valor o para o período de DJF é de 1,10, para MAM o valor médio é de 0,42, para JJA o valor médio é de 0,24, e para SON o valor médio é de 0,97.

Os valores observados e estimados dos quantis (25, 50 e 75%) mês a mês para as vazões afluentes do Posto Base de Furnas podem ser observados na Figura 5.4.

Figura 5.4 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados (1998-2003) pelo modelo PAR para Posto Base de Furnas



Fonte: Produção do próprio autor

5.1.2.2 Modelo PARX

Na determinação das regressões, de acordo com os meses do ano para os Postos Base de Furnas, serão testadas como variáveis explanatórias os dados de vazão padronizados entre 1 e 11 meses de antecedência (lag1 a 11). A matriz de variáveis explanatórias é organizada com as colunas de 1 a 11 contendo os dados de vazão padronizados entre 11 meses lag11 a 1 mês lag1 de antecedência, respectivamente. Cabe mencionar que as vazões utilizadas nesse estudo foram padronizadas de acordo com a Equação 4.13. As colunas 12 a 38 utilizam os índices climáticos com lag1 como apresentados a seguir onde numeração ao lado índice representa a coluna onde ele está localizado na matriz de índices: SOI(12), CAR(13), NTA(14), PNA(15), NAO(16), MEI(17), Nino₃(18), Nino₁₊₂(19), Nino_{3.4}(20), Nino₄(21), NP(22), ONI(23), TNA(24), TSA(25), QBO(26), PDO(27), BEST(28), PW(29), TP(30), NOI(31), TNI(32), AMO(33), ASBM(34), ZW1(35), ZW2(36), ZW3(37), SST1(38).

Utilizando a metodologia *stepwise* foram escolhidas as variáveis explanatórias. A partir destas variáveis foram determinadas regressões mensais lineares múltiplas como apresentadas na Tabela 5.3.

Analisando a Tabela 5.3 observa-se que há uma grande influência da variável autorregressiva de lag1 presente em todas as regressões mensais do PB Furnas; as vazões mensais com lag2 aparecem em quatro vezes, nos meses de março, maio, junho e julho; para a vazão com lag3 compõe as equações dos meses de abril, maio e setembro; as vazões com lag4 aparecem nas equações de outubro e dezembro. As vazões padronizadas com lag6, lag10 e lag11 são apresentadas em apenas uma regressão, nos meses de setembro, julho e dezembro, respectivamente. As regressões dos meses de agosto, outubro, novembro e dezembro são formadas apenas por variáveis endógenas, nenhuma das variáveis exógenas obteve coeficiente estatisticamente significativo.

Percebe-se também um predomínio das variáveis autorregressivas entre os meses de julho a dezembro; apenas nos meses de fevereiro, abril e junho as variáveis climáticas passam a ter uma quantidade maior que as variáveis autorregressivas. Entre as variáveis climáticas as mais comuns aparecem duas vezes nos modelos mensais, são estes: NTA₍₋₁₎ – Índice de Anomalia da TSM do Atlântico Tropical Norte, PDO₍₋₁₎ – Oscilação Decadal do Pacífico – Anomalia da TSM do Oceano Pacífico Norte, e ZW3₍₋₁₎ – Ventos Zonais na região 3. O índice ZW3 foi definido nesta tese como a média espacial dos valores registrados de

ventos zonais a 925mb (15N-5N,150W-180W), região um pouco ao norte do Nino4 (ver Figura 4.3).

Tabela 5.3 – Coeficientes dos modelos PARX das vazões afluentes mensais do reservatório Furnas

	Y ₍₋₁₁₎	Y ₍₋₁₀₎	Y ₍₋₉₎	Y ₍₋₈₎	Y ₍₋₇₎	Y ₍₋₆₎	Y ₍₋₅₎	Y ₍₋₄₎	Y ₍₋₃₎	Y ₍₋₂₎
JAN	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FEV	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MAR	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,3699
ABR	0	0	0	0	0	0	0	0	0,2663	0
MAI	0	0	0	0	0	0	0	0	0,2699	0,3232
JUN	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,3312
JUL	-0,0956	0	0	0	0	0	0	0	0	0,5295
AGO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SET	0	0	0	0	0	-0,1967	0	0	0,4800	0
OUT	0	0	0	0	0	0	0	0,5383	0	0
NOV	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
DEZ	0	-0,2204	0	0	0	0	0	0,4732	0	0

	Y ₍₋₁₎	SOI ₍₋₁₎	CAR ₍₋₁₎	NTA ₍₋₁₎	PNA ₍₋₁₎	NAO ₍₋₁₎	MEI ₍₋₁₎	Nino3 ₍₋₁₎	Nino1.2 ₍₋₁₎	Nino3.4 ₍₋₁₎
JAN	0,4347	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FEV	0,5422	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MAR	0,5181	0	0	0	-0,2725	0	0	0	0	0
ABR	0,5044	0,3628	0	-0,2427	0	0	0	0	0	0
MAI	0,3581	0	0	0	0	0	0	0	0	0
JUN	0,4831	0	0	0,1694	0	0	0	0	0	0
JUL	0,5050	0	0	0	0	0	0	0	0	0
AGO	0,9238	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SET	0,5088	0	0	0	0	0,2993	0	0	0	0
OUT	0,3518	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NOV	0,7681	0	0	0	0	0	0	0	0	0
DEZ	0,5338	0	0	0	0	0	0	0	0	0

	Nino4 ₍₋₁₎	NP ₍₋₁₎	ONI ₍₋₁₎	TNA ₍₋₁₎	TSA ₍₋₁₎	QBO ₍₋₁₎	PDO ₍₋₁₎	BEST ₍₋₁₎	PW ₍₋₁₎	TP ₍₋₁₎
JAN	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FEV	0	0	0	0	0	0,3395	0	0,2490	0	0
MAR	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ABR	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,6854
MAI	0	0	0	0	0	0	0,1685	0	0	0
JUN	0	0	0	0	-0,1412	0	0	0	0	0
JUL	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
AGO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SET	0	0	0	0	0	0	0,2258	0	0	0
OUT	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NOV	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
DEZ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

	NOI ₍₋₁₎	TNI ₍₋₁₎	AMO ₍₋₁₎	ASBM ₍₋₁₎	ZW1 ₍₋₁₎	ZW2 ₍₋₁₎	ZW3 ₍₋₁₎	SST1 ₍₋₁₎
JAN	0	0	0	0	0	0	0,3891	0
FEV	0	0	0	0	0	0	0	0
MAR	0	0	0	0	0	0	0	0
ABR	0	0	0	0	0	0	0	0
MAI	0	0	0	0	0	0	0	0
JUN	0	0,2973	0	0	0	0	0	0
JUL	0	0	-0,1658	0	0	0	0	-0,1573
AGO	0	0	0	0	0	0	0	0
SET	0	0	0	0	0	0	-0,3346	0
OUT	0	0	0	0	0	0	0	0
NOV	0	0	0	0	0	0	0	0
DEZ	0	0	0	0	0	0	0	0

Fonte: Produção do próprio autor

As regressões mensais apresentam-se da seguinte forma:

$$\hat{Y}_{(jan)} = 0,4347 \times Y_{(-1)} + 0,3891 \times ZW_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(fev)} = 0,5422 \times Y_{(-1)} + 0,3395 \times QBO_{(-1)} + 0,2490 \times BEST_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(mar)} = 0,3699 \times Y_{(-2)} + 0,5181 \times Y_{(-1)} - 0,2725 \times PNA_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(abr)} = 0,2663 \times Y_{(-3)} + 0,5044 \times Y_{(-1)} + 0,3628 \times SOI_{(-1)} - 0,2427 \times NTA_{(-1)} + 0,6854 \times TP_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(mai)} = 0,2699 \times Y_{(-3)} + 0,3232 \times Y_{(-2)} + 0,3581 \times Y_{(-1)} + 0,1685 \times PDO_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(jun)} = 0,3312 \times Y_{(-2)} + 0,4831 \times Y_{(-1)} + 0,1694 \times NTA_{(-1)} - 0,1412 \times TSA_{(-1)} + 0,2973 \times TNI_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(jul)} = -0,0956 \times Y_{(-11)} + 0,5295 \times Y_{(-2)} + 0,5050 \times Y_{(-1)} - 0,1658 \times AMO_{(-1)} - 0,1573 \times SST1_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(ago)} = 0,9238 \times Y_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(set)} = -0,1967 \times Y_{(-6)} + 0,4800 \times Y_{(-3)} + 0,5088 \times Y_{(-1)} + 0,2993 \times NAO_{(-1)} + 0,2258 \times PDO_{(-1)} - 0,3346 \times ZW3_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(out)} = 0,5383 \times Y_{(-4)} + 0,3518 \times Y_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(nov)} = 0,7681 \times Y_{(-1)}$$

$$\hat{Y}_{(dez)} = -0,2204 \times Y_{(-10)} + 0,4732 \times Y_{(-4)} + 0,5338 \times Y_{(-1)}$$

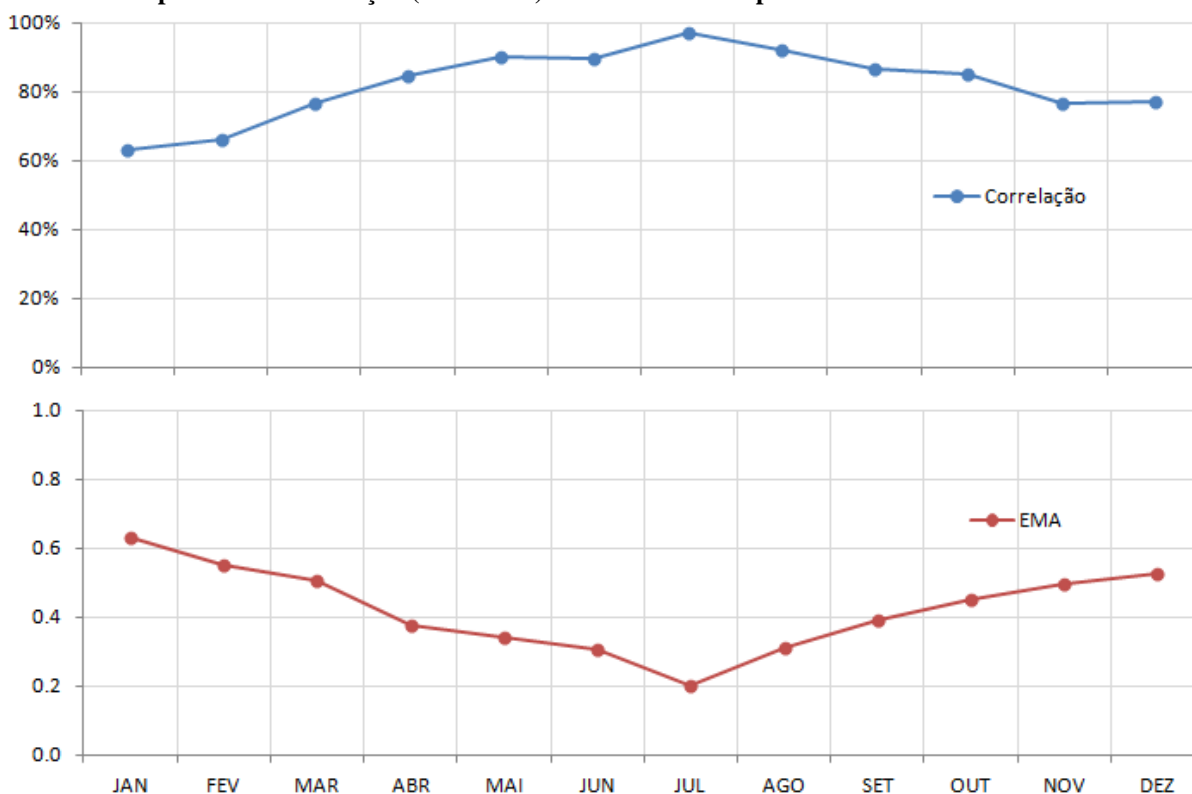
Aparecem também nas regressões os índices climáticos: $BEST_{(-1)}$ – Série Temporal ENSO Bivariada e $QBO_{(-1)}$ – Oscilação Quasi-Bienal - Ventos Zonais Equatorial no mês de fevereiro, $PNA_{(-1)}$ – Índice do Pacífico - America do Norte no mês de março, $SOI_{(-1)}$ – Índice de Oscilação do Sul e $TP_{(-1)}$ – Pacífico Tropical 1° EOF da TSM no mês de abril, $TSA_{(-1)}$ – Índice Atlântico Sul Tropical e $TNI_{(-1)}$ – Índice Trans-NINO no mês de junho, $AMO_{(-1)}$ – Oscilação Atlântica Multidecadal e $SST1_{(-1)}$ – Temperatura da Superfície do Mar na região (5S-20S,90W-130W) para o mês de julho, $NAO_{(-1)}$ – Oscilação Atlântica Norte no mês de setembro. O índice SST1 foi definido nesta tese como a média espacial dos valores registrados de Temperatura da Superfície do Mar (5S-20S,90W-130W), (ver Figura 4.3).

As regressões mensais do PB Furnas são formadas por até seis variáveis. Para o mês de setembro o modelo PARX possui seis variáveis (sendo uma variável climática); com cinco variáveis tem-se os meses de abril, junho e julho (sendo as variáveis climáticas em número de dois, um e três); o mês de maio apresenta quatro variáveis (sendo uma climática); com três variáveis temos os meses de fevereiro, março e dezembro (sendo as variáveis climáticas em número de dois e um, para os dois primeiros); os meses de janeiro e outubro

utilizam duas variáveis, no entanto apenas o mês de janeiro possui variável exógena. Agosto e novembro possuem apenas uma variável.

As estatísticas definidas nas regressões para o Posto Base de Furnas são apresentadas na Figura 5.5. Assim como nos modelos PAR, nessa fase de calibração dos modelos utiliza-se apenas o coeficiente de Correlação e os valores do Erro Médio Absoluto – EMA.

Figura 5.5 – Valores mensais do coeficiente de Correlação (%) e Erro Médio Absoluto (m^3/s) para o período de calibração (1951-1997) do modelo PARX para Posto Base de Furnas



Fonte: Produção do próprio autor

Observa-se na Figura 5.5 que as melhores correlações se encontram nos modelos dos meses de abril a outubro. Os meses com maiores correlações médias são o de julho (97%), agosto (92%), e maio-junho (90%). As menores correlações médias podem ser observadas nos meses de janeiro (63%) e fevereiro (66%).

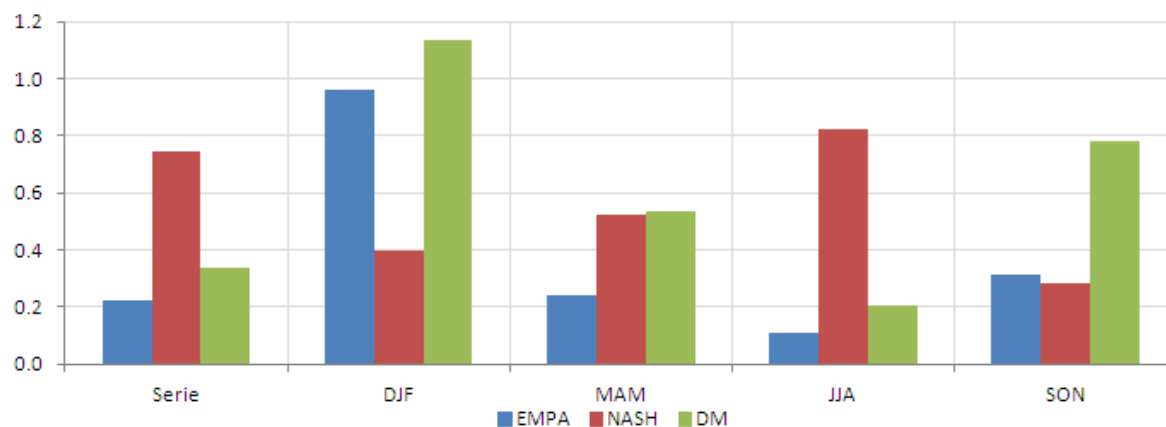
Avaliando a calibração dos modelos de regressão em termos de Erro Médio Absoluto – EMA na Figura 5.5 observa-se que os menores valores de EMA se encontram nos modelos dos meses de abril a setembro com média de 0,32. Os meses com menores erros são os de julho (0,20), e junho-agosto (0,31). O período com maiores médias de EMA

apresentam-se entre os meses de outubro a março com média de 0,53. Os maiores valores de EMA podem ser observados nos meses de janeiro (0,63), fevereiro (0,55), e dezembro (0,53).

Nas análises de previsão de vazões serão utilizados os valores de vazões em sua escala natural e não na escala padronizada possibilitando a visualização dos valores reais e a correção dos valores negativos. Os valores negativos são substituídos por vazões nulas de acordo com a definição metodológica adotada para esse estudo. As vazões mensais de previsão serão analisadas com as métricas utilizadas pela Operadora Nacional do Sistema que consta do Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA, coeficiente de NASH e Distância Multicritério – DM.

Assim como nos modelos PAR, a previsão de vazões mensais foi realizada entre os anos de 1998 e 2003 (seis anos), onde se optou por apresentar os resultados para toda a série de dados e separadamente para os meses DJF; março, abril e maio MAM; junho, julho e agosto JJA; e setembro, outubro e novembro SON. Com essas análises preservam-se as estatísticas gerais mensais e dos meses úmidos e secos. Assim, os valores de EMPA, NASH e DM são apresentados na Figura 5.6.

Figura 5.6 – Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA, Coeficiente de NASH e Distância Multicritério (eixo y) das vazões observadas e estimadas (1998-2003) pelo modelo PARX para Posto Base de Furnas



Fonte: Produção do próprio autor

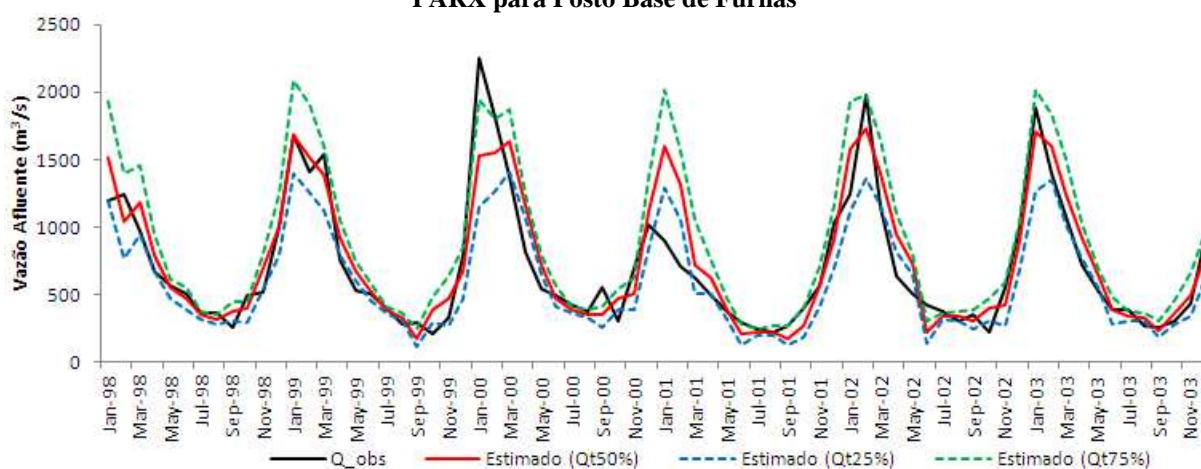
Analisando o valor médio mensal de EMPA da série de valores estimados verifica-se que este é de 0,22 (22%) variando entre 0,00 e 0,85 (0 e 85%). Para os valores nos períodos de DJF, MAM, JJA e SON as médias são de 0,96 (96%), 0,24 (24%), 0,11 (11%) e 0,31 (31%), respectivamente. Cabe menção do elevado valor de EMPA para de DJF, o que significa quase 100% de erro.

De acordo com os coeficientes de NASH, verifica-se um valor serial de 0,75, considerado elevado; nos valores determinados para os diferentes períodos apresenta-se uma variabilidade muito grande, o valor médio para o período de DJF é de 0,40, para MAM o valor médio é de 0,52, para JJA o valor médio é de 0,82; e para SON o valor médio é de 0,28.

De acordo com o Operador Nacional do Sistema (ONS), o coeficiente Distância Multicritério – DM tem como objetivo evitar interpretações conflitantes e/ou subjetivas. Este utiliza de forma agregada os coeficientes de NASH e EMPA, onde quanto mais próximo de zero o DM melhor é o modelo. DM possui um valor para serial de 0,34, para os valores dos diferentes períodos a variabilidade apresentada é considerada grande; o valor o para o período de DJF é de 1,13, para MAM o valor médio é de 0,53, para JJA o valor médio é de 0,21, e para SON o valor médio é de 0,78.

Os valores observados e estimados dos quantis (25, 50 e 75%) mês a mês para as vazões afluentes do Posto Base de Furnas podem ser observados na Figura 5.7.

Figura 5.7 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados (1998-2003) pelo modelo PARX para Posto Base de Furnas



Fonte: Produção do próprio autor

5.1.2.3 Comparação entre Modelo PAR e PARX

O coeficiente DM é interessante para comparação entre modelos para análise da capacidade de previsão de vazão de um modelo, acredita-se que as métricas mais aconselháveis são as do coeficiente de NASH e Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA. Portanto, a Tabela 5.4 apresenta os valores destas métricas para os modelos de previsão PAR e PARX para o Posto Base Furnas. Analisando o coeficiente DM, verifica-se que em termos

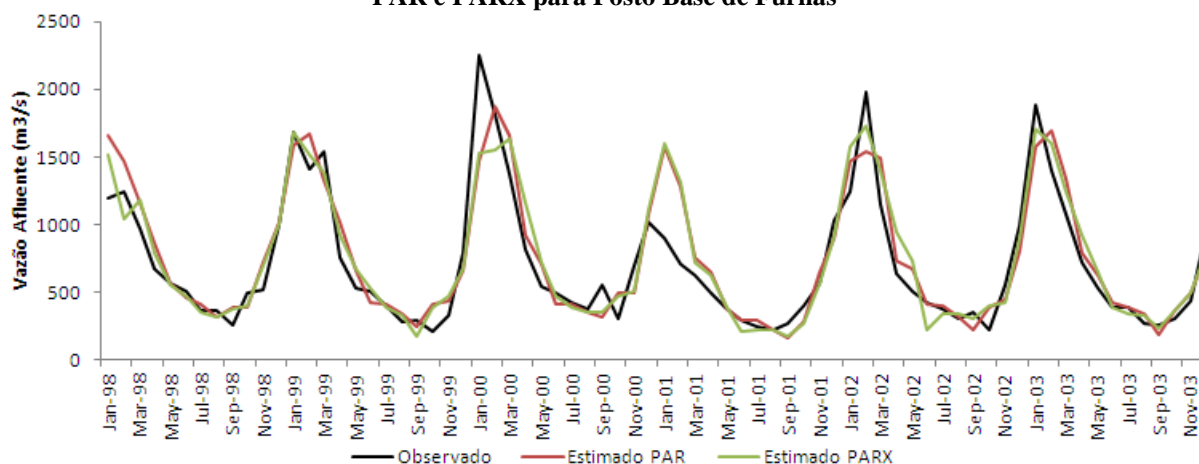
seriais o modelo PAR apresenta-se como mais eficiente, em termos sazonais no período úmido (DJF e MAM) os modelos do tipo PAR são mais eficientes, e para o período seco (JJA e SON) os modelos PARX apresentam previsões com maior acurácia. Em termos de ajustes entre vazões observa-se na Figura 5.8 as vazões para a série completa afluyente ao reservatório Furnas comparando as observadas e estimadas pelos modelos PAR e PARX.

Tabela 5.4 – Análise comparativa das métricas obtidas para os modelos PAR e PARX do PB Furnas

PAR	Serie	DJF	MAM	JJA	SON
EMPA	0,22	0,96	0,20	0,10	0,35
NASH	0,78	0,47	0,63	0,78	0,09
DM	0,31	1,10	0,42	0,24	0,97
PARX	Serie	DJF	MAM	JJA	SON
EMPA	0,22	0,96	0,24	0,11	0,31
NASH	0,75	0,40	0,52	0,82	0,28
DM	0,34	1,13	0,53	0,21	0,78

Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.8 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados (1998-2003) pelos modelos PAR e PARX para Posto Base de Furnas



Fonte: Produção do próprio autor

Analisando as regressões definidas, verifica-se que as regressões dos meses de agosto, outubro, novembro e dezembro são formadas apenas por variáveis endógenas, nenhuma das variáveis exógenas obteve coeficiente estatisticamente significativo. Outra observação feita, é que os modelos PARX dos meses de janeiro a março utilizam o mesmo grupo de variáveis endógenas definidas nos modelos PAR, com modificações apenas nos coeficientes e acréscimo de alguma variável exógena. Até mesmo os meses de julho e setembro, que possuem variáveis endógenas com altos lag's, lag11 para julho e lag6 setembro, mantiveram o mesmo grupo de variáveis endógenas. Para o mês de abril, a

regressão PAR possuía com variáveis as vazões padronizadas com lag8 e lag1, já no modelo PARX as parcelas endógenas foram definidas como as vazões padronizadas com lag3 e lag1. No mês de junho além da inserção das variáveis exógenas, houve também o acréscimo da variável endógena com lag2 no modelo PARX, onde no modelo PAR a regressão era definida apenas com a vazão padronizada com lag1.

5.2 Resultados de Previsão de Vazão dos Reservatórios do SIN

5.2.1 Análise Preliminar

As avaliações a serem feitas nessa “análise preliminar” possuem dois grandes objetivos:

- a) Verificar a sazonalidade hidrológica das vazões naturais afluente aos Postos Base (PB's) através da média mensal da série histórica;
- b) Análise de correlação da série histórica das vazões médias mensais para os 88 PB's do Sistema Interligado Nacional (SIN).

O regime hidrológico será apresentado através da Tabela 5.5 o qual apresenta as estatísticas mensais das séries históricas dos PB's através de sua média (MED), desvio padrão (DP) e coeficiente de variação (CV). Em termos gráficos as Figura 5.9_{(a),(b)} mostra as vazões médias mensais centralizadas na unidade, agrupadas por bacias hidrográficas; na Figura 5.10 as vazões são agrupadas tendo como referência o mês de maior afluência, também representada pela vazão média mensal centralizadas na unidade. A correlação da série histórica das vazões médias mensais para os 88 PB's e suas respectivas bacias hidrográficas encontra-se na Figura 5.11.

As Figuras 5.9 e 5.11 mostram que a bacia do rio Paraná possui regimes hidrológicos bastante diversificados onde se percebe a necessidade de divisão desta em seus diferentes rios: Grande, Tietê, Paranapanema, Iguaçu e Paranaíba. Devido à grande ramificação da bacia do rio Paranaíba optou-se por separar a bacia em três grupos de acordo com o regime hidrológico homogêneo. A bacia do rio Amazonas possui uma variabilidade relativa grande entre as vazões, apesar do pequeno número de aproveitamentos hidroelétricos na região. A Figura 5.10 apresenta a variabilidade entre os regimes hidrológicos de acordo

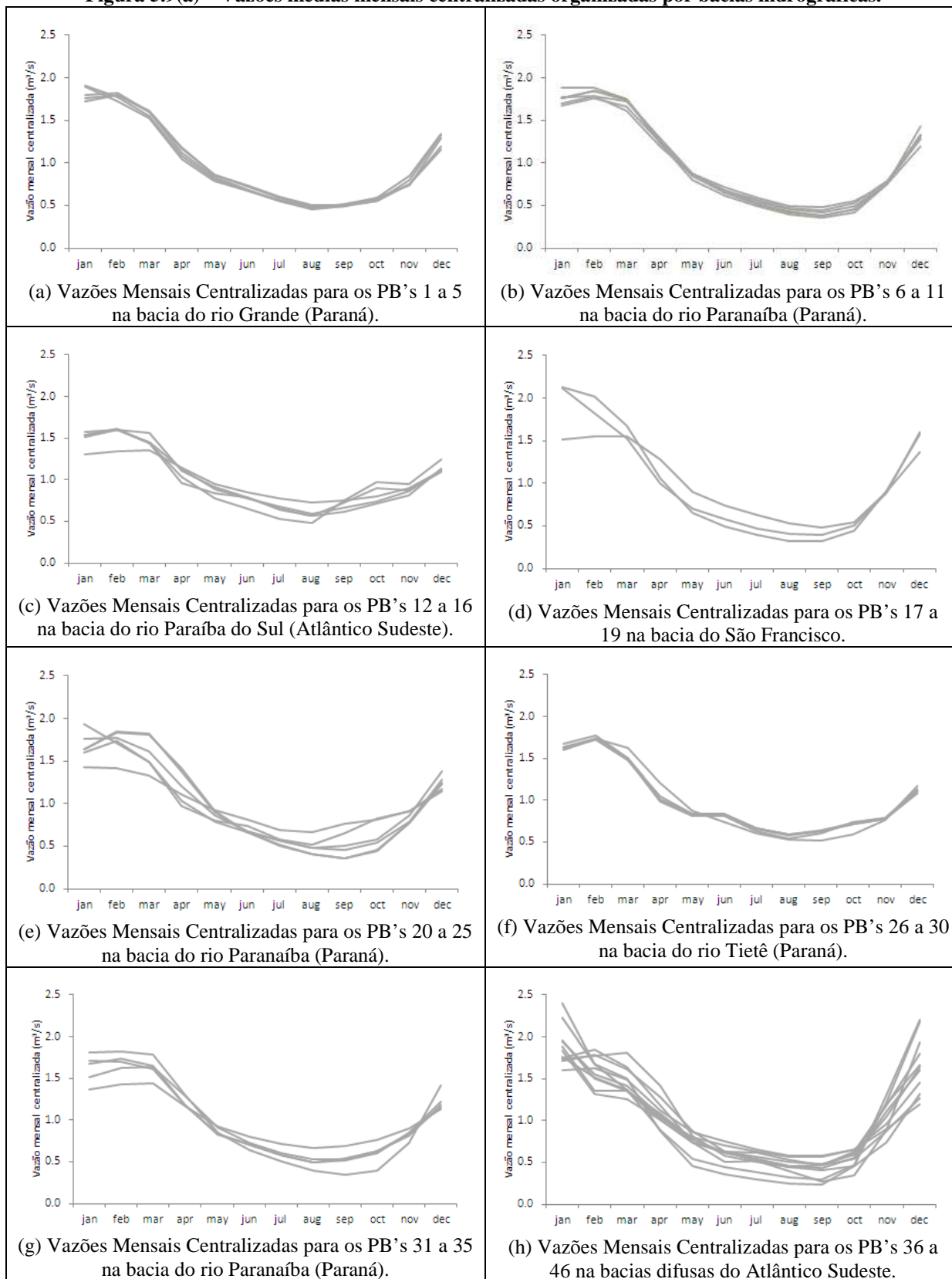
com o mês de maior vazão do ano, essa informação será útil para explicar o comportamento da calibração das regressões e previsão de vazões.

Tabela 5.5 – Postos Bases utilizados na análise de previsão de vazões no estudo em desenvolvimento. Os valores entre parênteses representam os indicadores de postos fictícios da ONS.

Posto Base	Média	Desvio Padrão	Coefficiente de Variação	Posto Base	Média	Desvio Padrão	Coefficiente de Variação
PB1	128,0	80,7	0,63	PB45	103,9	166,0	1,60
PB2	921,4	613,0	0,67	PB46	1.844,3	1.399,1	0,76
PB3	54,4	35,8	0,66	PB47	75,0	33,1	0,44
PB4	1.869,6	1.168,8	0,63	PB48	174,2	123,4	0,71
PB5	2.098,9	1.276,6	0,61	PB49	79,1	20,9	0,26
PB6	489,8	377,0	0,77	PB50	85,3	16,6	0,19
PB7	297,0	196,0	0,66	PB51	40,6	9,8	0,24
PB8	1.542,5	1.070,5	0,69	PB52	456,0	242,6	0,53
PB9	1.621,9	1.116,3	0,69	PB53	828,4	740,5	0,89
PB10	2.466,9	1.579,8	0,64	PB54	917,6	808,8	0,88
PB11	5.400,0	3.153,7	0,58	PB55	1.594,3	1.493,7	0,94
PB12	64,5	21,4	0,33	PB56	732,7	666,2	0,91
PB13	12,3	6,9	0,56	PB57	4.111,2	3.345,7	0,81
PB14	19,3	11,3	0,59	PB58	2.332,5	2.181,4	0,94
PB15	27,1	14,3	0,53	PB59	10.698,4	9.254,9	0,87
PB16	69,1	33,7	0,49	PB60	81,5	38,6	0,47
PB17	159,4	130,3	0,82	PB61	189,6	125,5	0,66
PB18	676,8	610,0	0,90	PB62	349,9	298,1	0,85
PB19	53,7	34,4	0,64	PB63	18.327,3	10.947,3	0,60
PB20	7,8	3,6	0,46	PB64	320,4	294,8	0,92
PB21	85,2	49,9	0,59	PB65	10.688,3	4.843,3	0,45
PB22	136,9	97,8	0,71	PB66	7.447,0	3.905,2	0,52
PB23	347,4	222,6	0,64	PB67	234,3	141,5	0,60
PB24	472,5	343,2	0,73	PB68	1.153,2	701,6	0,61
PB25	298,6	192,0	0,64	PB69	1.365,7	812,9	0,60
PB26	448,2	286,3	0,64	PB70	20,1	9,2	0,46
PB27	720,3	419,4	0,58	PB71	107,8	84,4	0,78
PB28	769,2	461,8	0,60	PB72	113,0	88,4	0,78
PB29	824,3	485,9	0,59	PB73	133,7	105,1	0,79
PB30	6.587,8	3.646,2	0,55	PB74	676,3	509,3	0,75
PB31	194,9	98,2	0,50	PB75	787,8	586,4	0,74
PB32	181,1	136,8	0,76	PB76	1.047,6	797,5	0,76
PB33	181,3	64,1	0,35	PB77	1.097,9	834,9	0,76
PB34	287,9	168,3	0,58	PB78	1.096,0	892,9	0,81
PB35	578,3	336,6	0,58	PB79	59,8	50,2	0,84
PB36	147,4	109,9	0,75	PB80	1.335,4	1.085,9	0,81
PB37	913,0	641,5	0,70	PB81	163,0	132,4	0,81
PB38	147,1	86,7	0,59	PB82	126,2	100,6	0,80
PB39	386,9	440,6	1,14	PB83	255,8	223,1	0,87
PB40	32,9	23,5	0,71	PB84	213,8	175,3	0,82
PB41	35,7	20,4	0,57	PB85	287,7	230,8	0,80
PB42	13,5	9,2	0,68	PB86	330,5	273,1	0,83
PB43	150,7	174,8	1,16	PB87	104,0	90,6	0,87
PB44	99,5	90,4	0,91	PB88	85,2	68,8	0,81

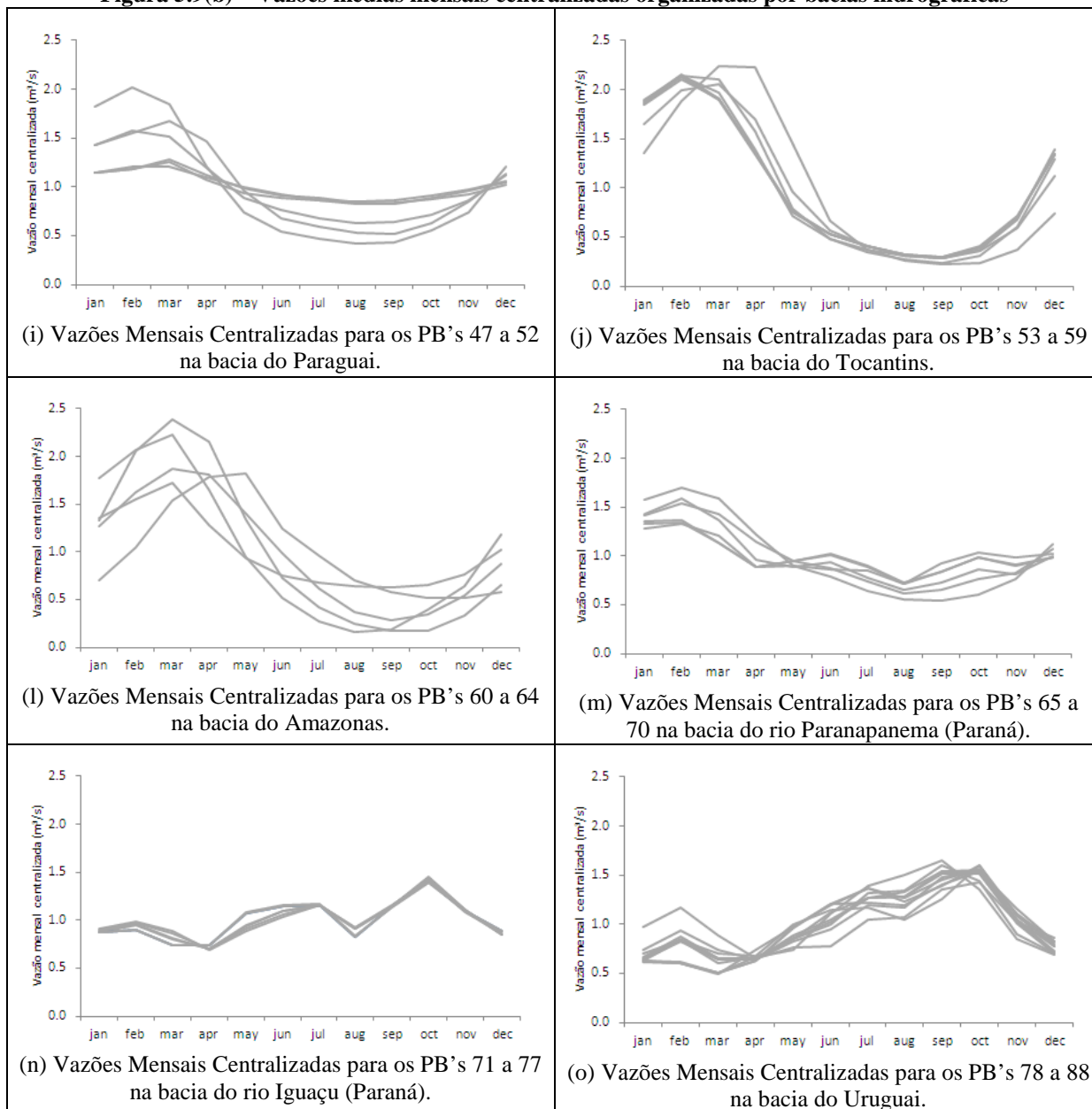
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.9(a) – Vazões médias mensais centralizadas organizadas por bacias hidrográficas.



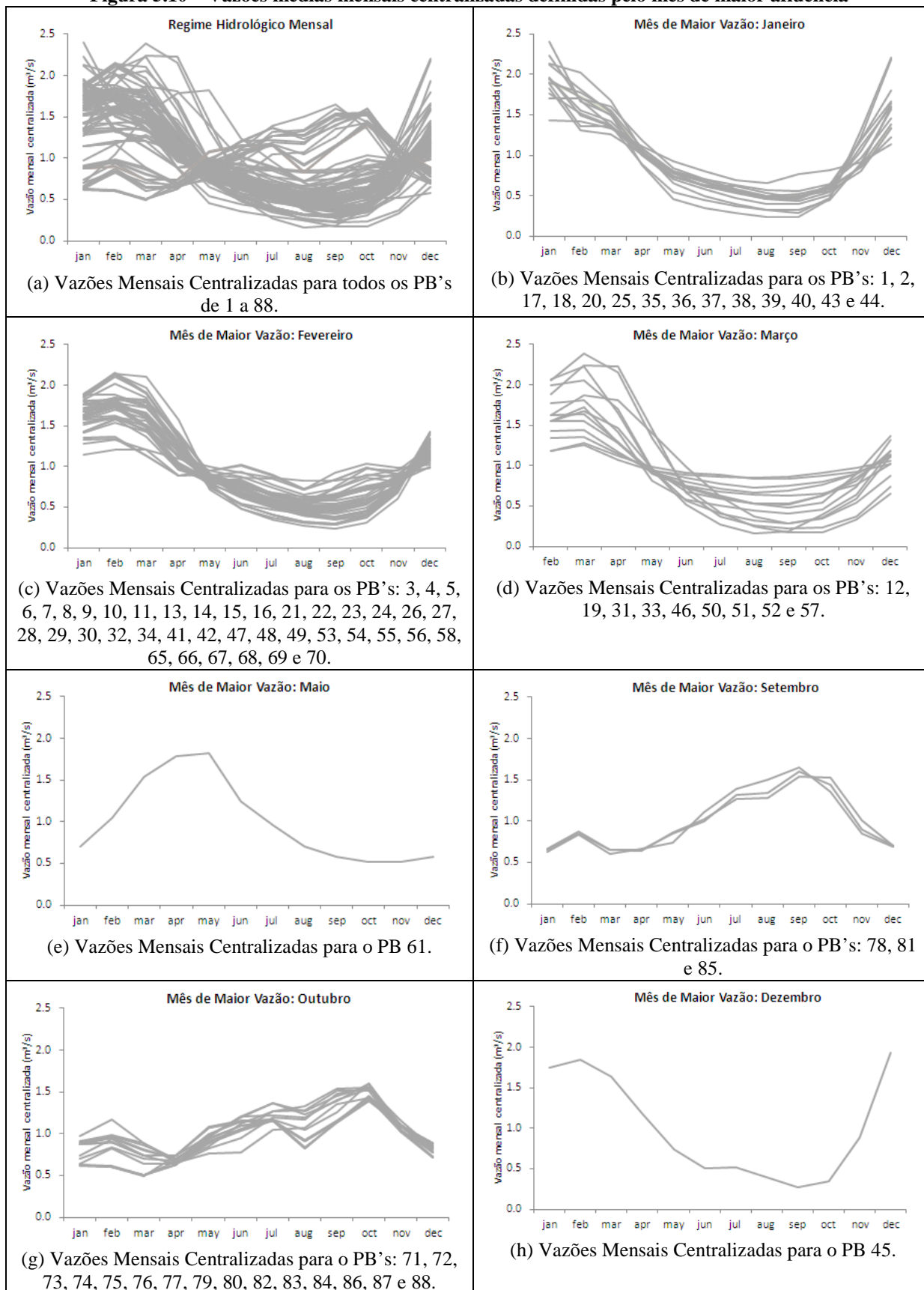
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.9(b) – Vazões médias mensais centralizadas organizadas por bacias hidrográficas



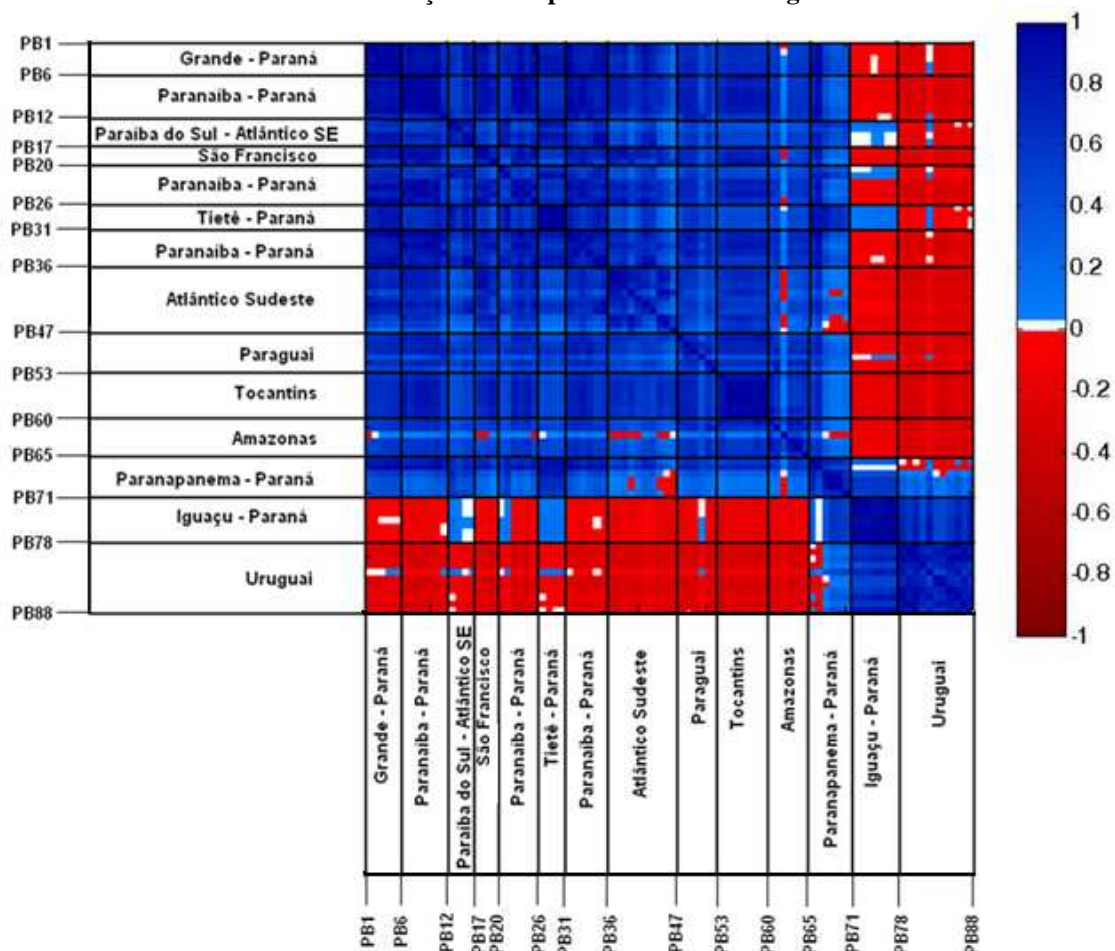
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.10 – Vazões médias mensais centralizadas definidas pelo mês de maior afluência



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.11 – Correlação entre as séries históricas de vazões médias mensais afluentes aos 88 Postos Base com a identificação das respectivas bacias hidrográficas



Fonte: Produção do próprio autor

Ainda com relação às Figuras 5.9 e 5.11, verifica-se uma diferenciação muito clara do regime hidrológico dos PB's entre os semestres de dezembro a maio (S1) e de junho a novembro (S2). As bacias do rio Iguaçu na bacia do Paraná e a bacia do Uruguai possuem o S2 como período de maiores vazões (úmido) e o S1 como período seco; em termos de PB's estes estão localizados entre PB71 e PB88. O restante das bacias do SIN, nas quais estão localizados os PB's de 1 a 70, possuem o S1 como período mais úmido e o S2 como período mais seco.

Na Figura 5.11 observa-se que na bacia do Amazonas há uma estação com regime destoante em termos de correlação com as outras estações da bacia. Esta estação é a de Coruá-Una, localizada na região mais a jusante do rio Amazonas, enquanto as outras se encontram basicamente nas cabeceiras dos rios que formam a bacia do Amazonas. Algo semelhante se observa na estação São José na região hidrográfica do rio Uruguai, esta é a única estação em

estudo localizada no rio Ijuí, um dos menores afluentes do rio Uruguai, o que pode explicar tal disparidade no regime hidrográfico do restante da bacia.

5.2.2 Resultados Modelo 1 – CRD/PAR

5.2.2.1 Definição dos Modelos

Na determinação das regressões mensais para os 88 Postos Base em estudo, foram testadas como variáveis explanatórias os dados de vazão padronizados entre 1 e 11 meses de antecedência (lag1 a 11). A matriz de variáveis explanatórias foi organizada de forma que as colunas de 1 a 11 localizam-se os dados de vazões de lag 11 a 1, respectivamente. Cabe mencionar que as vazões utilizadas nesse estudo foram padronizadas de acordo com a Equação 4.13.

Utilizando a metodologia *stepwise* foram escolhidas as variáveis explanatórias apresentadas na Figura 5.13(a,b), a matriz de cores neste gráfico representa o coeficiente (ou peso) de cada variável da regressão linear múltipla. A Figura 5.12 tem a função de balizar o entendimento da Figura 5.13. As variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensais para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base (PB's) são apresentados no APÊNDICE B - Figura B.1.

Na totalidade dos modelos ($12 \times 88 = 1.056$) existe uma grande influência da variável autorregressiva de lag1, presente na maioria (87,7%) das regressões dos PB's em todos os meses; a vazão com lag2 só aparece em 17,4% das equações; para a vazão com lag3 a frequência é de 12,9% e para as vazões com lag4e5 possuem a frequência de 9,1%.

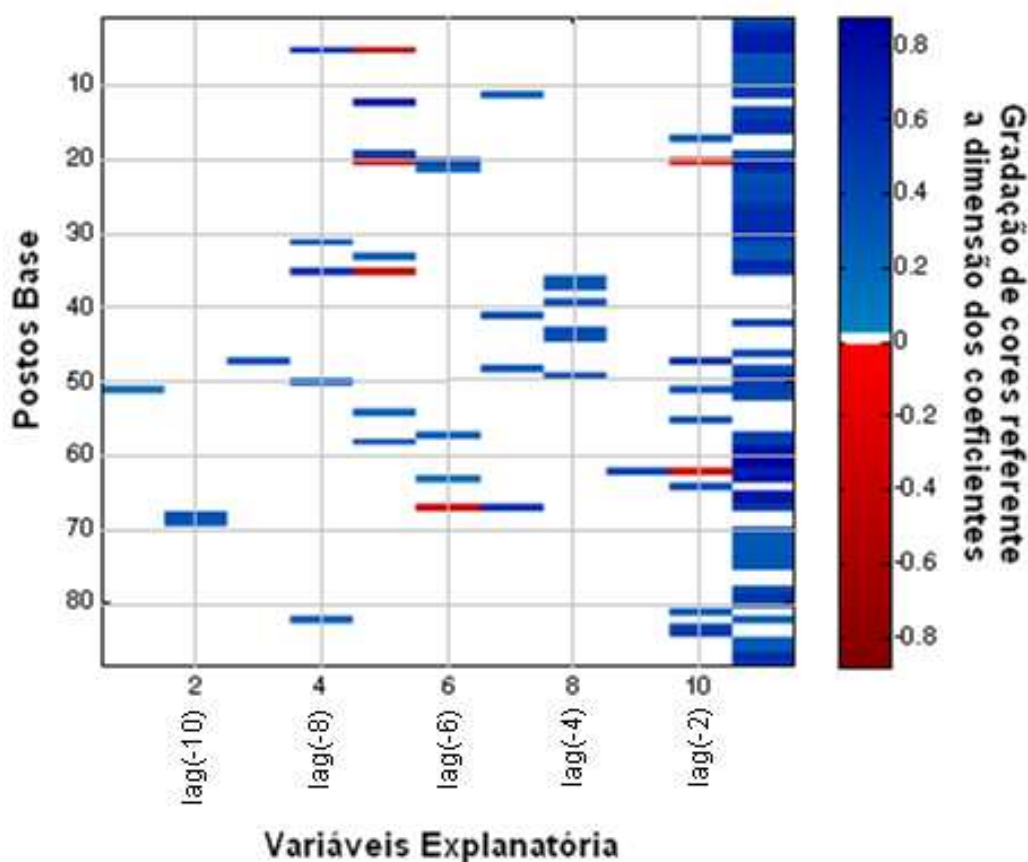
Na análise mensal das regressões, o predomínio continua sendo da variável formada pelos dados de vazões com um mês de antecedência lag1, quando o objetivo é a explicação da variabilidade dos dados da série de vazão na calibração das regressões. Os meses de janeiro, março, abril, julho, e agosto, possuem como segunda variáveis explanatórias mais utilizadas aquelas formadas por vazões com dois meses de antecedência lag2. No entanto, para os meses de maio, setembro, e outubro, as variáveis com segundo maior nível de explicação são aquelas formadas por vazões com lag3; variáveis com lag4 e lag5 aparecem de forma mais frequente nos meses de dezembro e junho, respectivamente. O mês de fevereiro

possui nas vazões com lag11, com 11 meses de antecedência, a segunda variável explicativa mais utilizada nas regressões.

As regressões mensais dos Postos Base são formadas em sua maioria por até seis variáveis. Em 44,1% destas regressões apenas uma variável é necessária para explicar a variabilidade do termo dependente da equação, para as equações com dois e três variáveis o percentual é de 32,7% e 14,6%. Verifica-se que 31 equações, 2,9% do total, não possuem variáveis, logo não possuem regressões definidas.

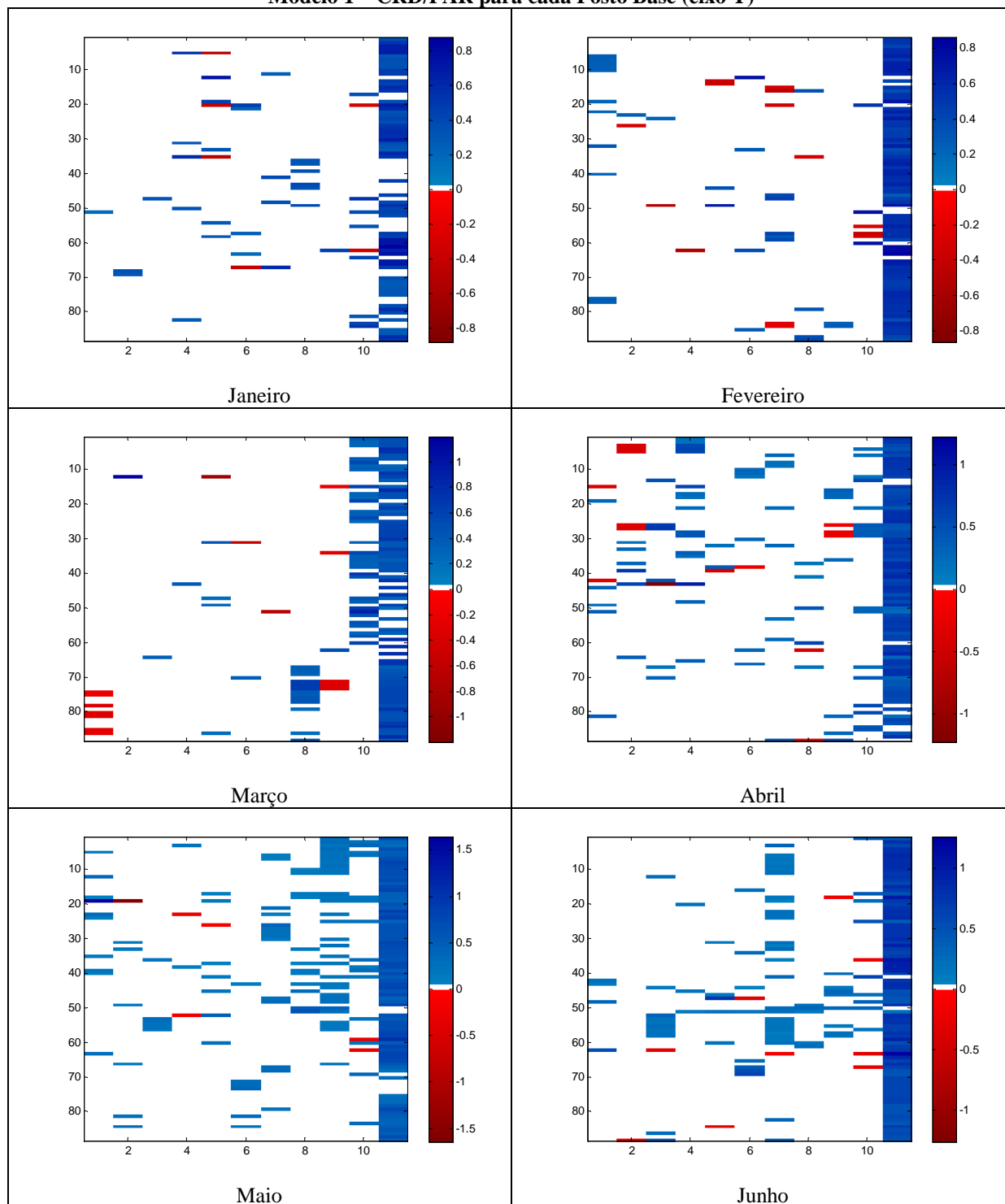
Os meses de janeiro e fevereiro são os meses onde a maior parte das regressões possui apenas uma variável, 69,3% e 58,0%, respectivamente. Verifica-se que para o mês de setembro apenas 14,7% das regressões são definidas com apenas uma variável e 43,2% das regressões necessitam de duas variáveis, mostrando-se assim uma exceção à regra.

Figura 5.12 – Modelo explicativo das Figuras 5.14(a,b) utilizando como base os resultados do mês de janeiro utilizando o Modelo 1 – CRD/PAR onde no eixo X são apresentadas as variáveis explanatórias endógenas 1 a 11. O eixo Y é formado pelos Postos Bases



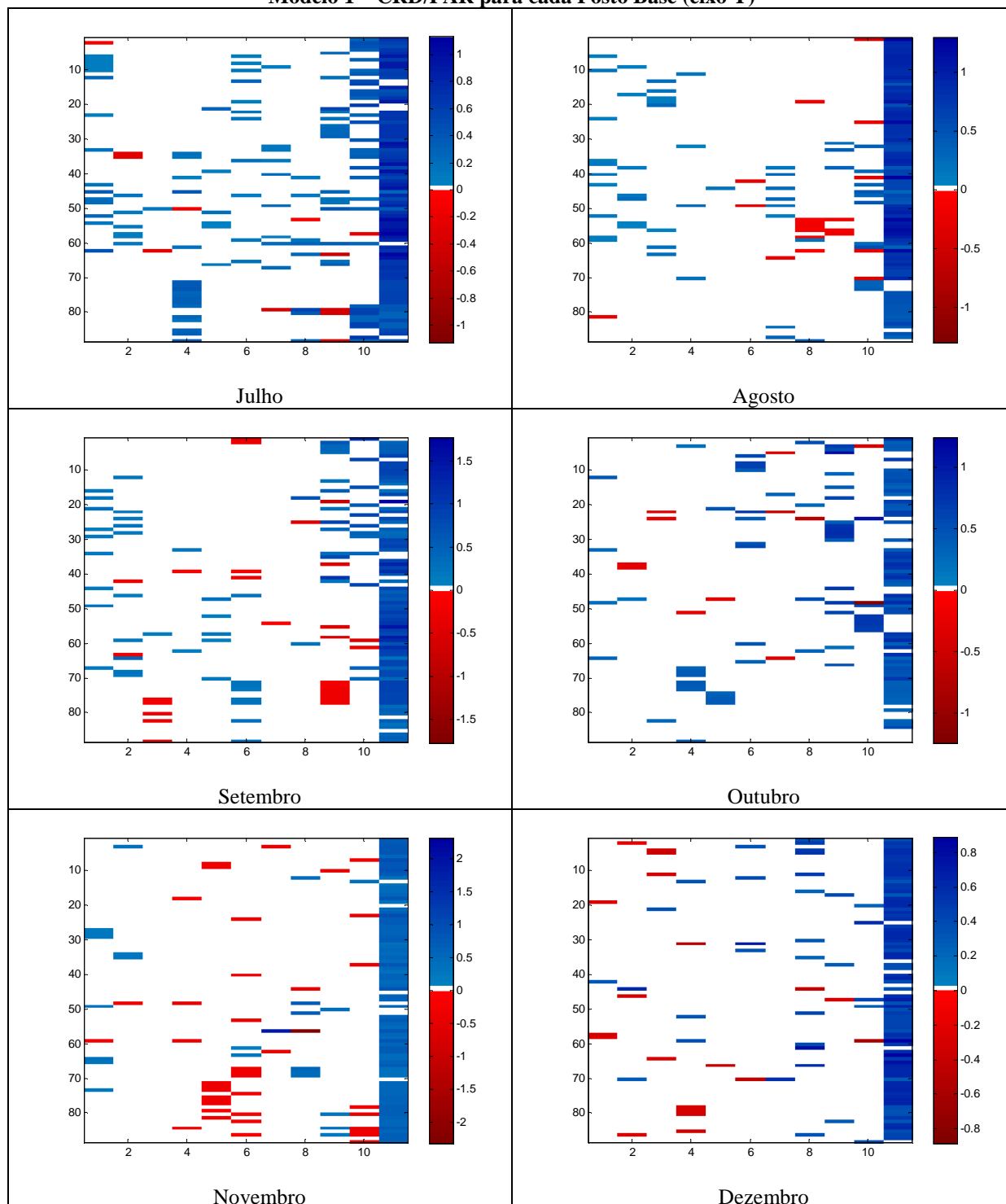
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.13(a) – Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias endógenas (eixo X) utilizando o Modelo 1 – CRD/PAR para cada Posto Base (eixo Y)



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.13(b) – Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias endógenas (eixo X) utilizando o Modelo 1 – CRD/PAR para cada Posto Base (eixo Y)



Fonte: Produção do próprio autor

Como o método em estudo se baseia na geração de vazão através da correlação dos ruídos – CRD faz-se necessário uma análise temporal e espacial destes dados (ver Figuras B.2(a,b)). Os ruídos são mais pronunciados no mês de janeiro tanto positiva quanto

negativamente, nos meses de maio e julho temos sinais fracos para ambas as polaridades. Os meses de maio, agosto, outubro, novembro e dezembro, são os de maiores dispersão entre correlações positivas e negativas.

Devido à padronização dos valores de vazões podem-se gerar valores de vazão com sinal negativo o que mascara e/ou dificulta a análise por algumas métricas definidas no **Item 4.7** deste estudo. Portanto, nessa fase de calibração dos modelos utiliza-se apenas o coeficiente de Correlação (ver Figura B.3) e os valores do Erro Médio Absoluto – EMA (ver Figura B.4).

As melhores correlações médias entre os PB's se encontram nos modelos dos meses de abril a setembro com média de 79%. Onde os meses com maiores correlações são os de junho (87%) e julho (82%). Para o mês de agosto, apesar do PB85 não possuir um modelo de regressão a partir da metodologia e variáveis utilizadas, apresenta alta correlação média da ordem de 81%, análise semelhante pode ser feita para os meses de abril e maio. Os meses de outubro e novembro possuem correlação média igual a 62% apesar de possuírem 7 e 3 regressões nulas, respectivamente.

As menores correlações médias entre os PB's se encontram nos modelos dos meses de outubro a março com média de 58%. As menores correlações médias podem ser observadas nos meses de janeiro (46%), dezembro (58%) e fevereiro (59%). Em termos de Posto Base as menores correlações se dão no rio Iguaçu e rio Uruguai, os quais são representados pelos PB's de 71 a 88.

O mês de janeiro possui o maior número de correlações nulas, com um total de 8 PB's. Esta situação acontece quando na geração dos modelos nenhuma das variáveis disponíveis conseguem explicar, de forma estatisticamente significativa, o comportamento da variável que se deseja prever (ver Quadro 5.1). Em termos de previsão o tipo de modelo descrito consta somente da vazão média somada a componente aleatória do erro.

Quadro 5.1 – Postos Base onde não foi possível à determinação de regressões estatisticamente significantes ($\alpha=5\%$) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
PB14												
PB18												
PB20												
PB36												
PB38												
PB39												
PB40												
PB43												
PB45												
PB50												
PB53												
PB56												
PB64												
PB70												
PB74												
PB76												
PB77												
PB78												
PB80												
PB81												
PB85												
PB86												
PB87												

Fonte: Produção do próprio autor

Avaliando a calibração dos modelos de regressão em termos de Erro Médio Absoluto – EMA, observa-se que os menores valores EMA se encontram nos modelos dos meses entre maio e setembro com média de 0,38. Os meses com menores erros são os de julho (0,31) e agosto (0,36). O período com maiores médias de EMA estão entre os meses de outubro a março com 0,59. Nos quais, os maiores valores de EMA podem ser observados nos meses de janeiro (0,65), dezembro (0,60) e fevereiro (0,58).

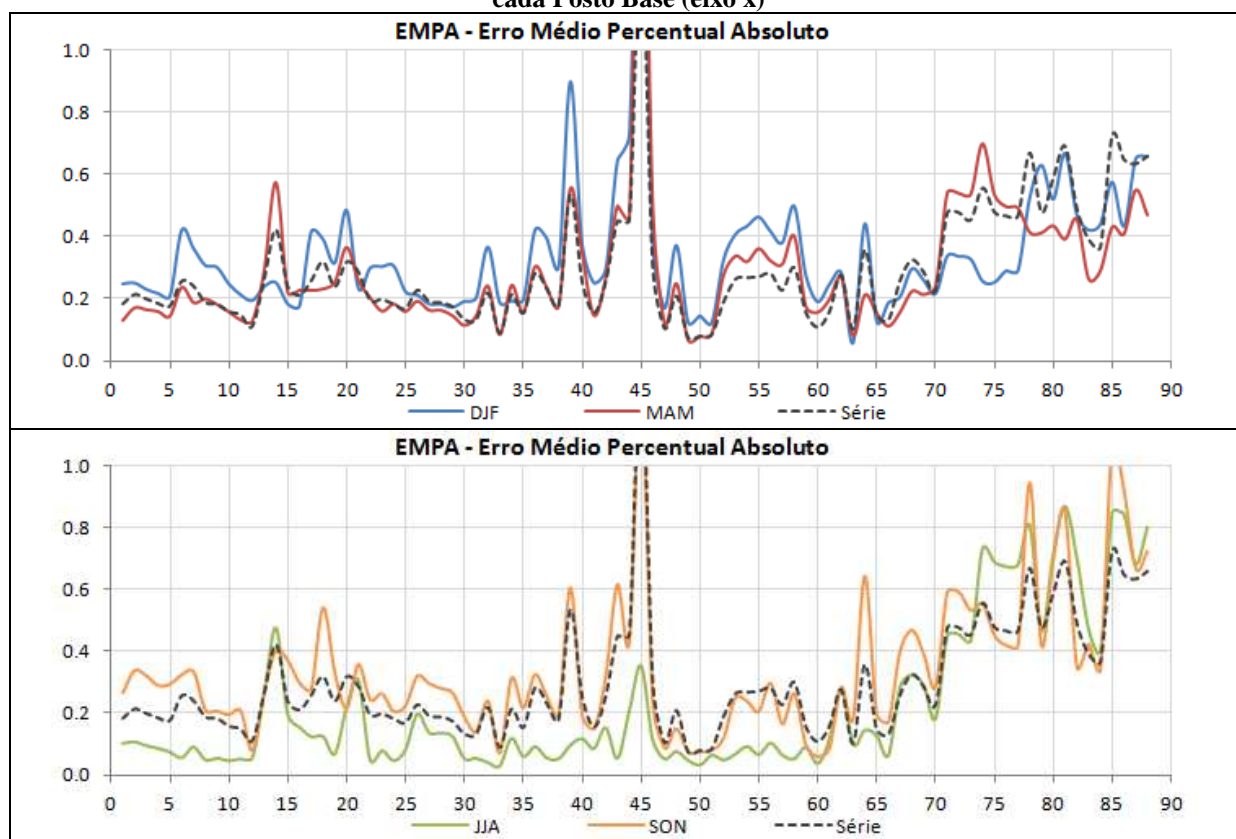
5.2.2.2 Previsão de vazões

Nas análises de previsão de vazões foram utilizados os valores de vazões em sua escala natural e não na escala padronizada, possibilitando a visualização dos valores reais e a correção dos valores negativos. Os valores negativos são substituídos por vazões nulas de acordo com a definição metodológica adotada para esta tese. Como já discutido anteriormente os valores de vazões mensais previstas foram analisadas com as métricas utilizadas pela

Operadora Nacional do Sistema – ONS que consta do Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA, coeficiente de NASH e Distância Multicritério – DM.

Como a previsão de vazões mensais foi realizada entre os anos de 1998 e 2003 (seis anos), a pequena quantidade de anos inviabilizaria uso das métricas de análise dos resultados mês em mês, portanto optou-se por apresentar os resultados para toda a série de dados e separadamente para os meses de dezembro, janeiro e fevereiro (DJF); março, abril e maio (MAM); junho, julho e agosto (JJA); e setembro, outubro e novembro (SON). Com essas análises preservam-se as estatísticas gerais mensais e dos meses úmidos e secos. Assim, os valores de EMPA, NASH e DM são apresentados nas Figuras 5.14 a 5.16, respectivamente.

Figura 5.14 – Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA (eixo y) das vazões observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base (eixo x)



Fonte: Produção do próprio autor

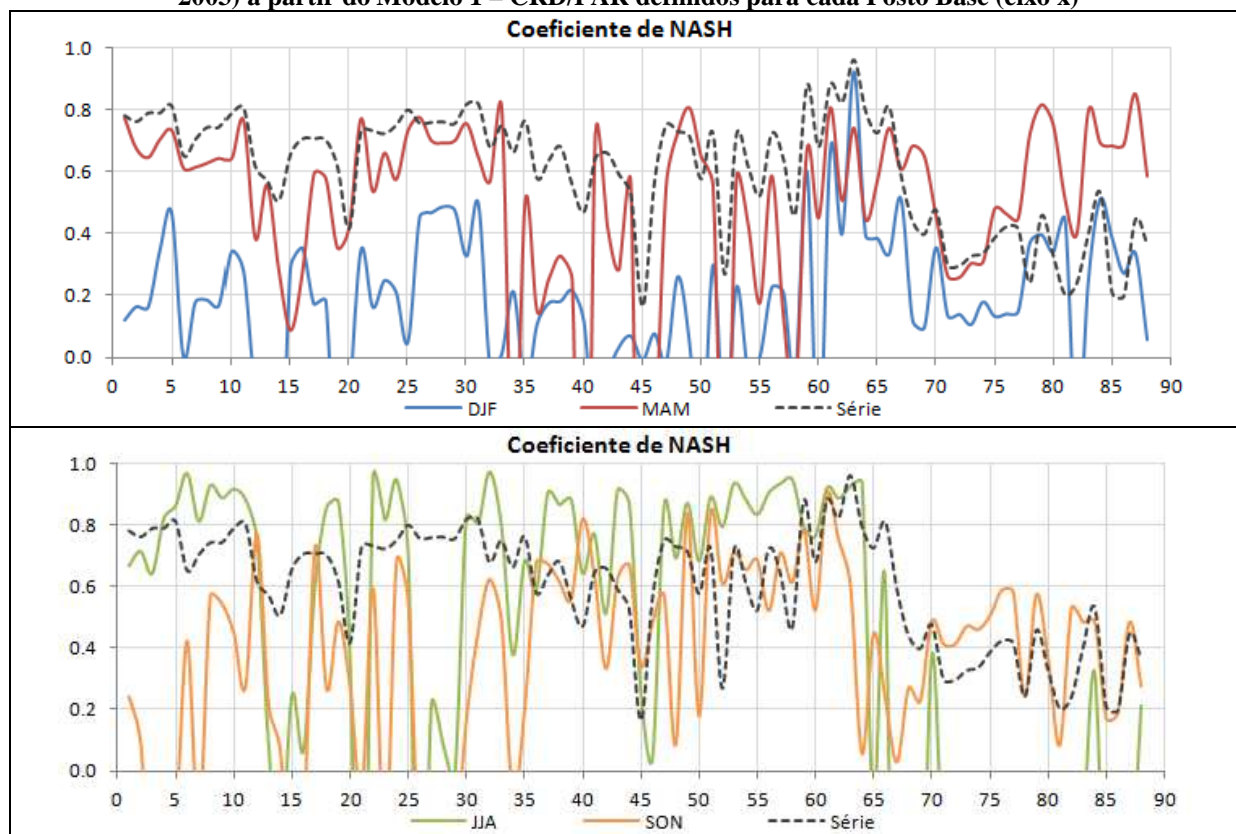
Observa-se, na Figura 5.14, que o valor médio mensais de EMPA da série de valores estimados é de 30% variando entre 8 e 135%. Para os valores nos períodos de DJF, MAM, JJA e SON as médias são de 34%, 30%, 23% e 34%, respectivamente. Verifica-se ainda que os valores de EMPA do PB45 – Pedra do Cavalo (localizada na região hidrográfica

do Atlântico Leste) são sobremaneira elevados o que para os períodos de DJF representa um valor de 182%, MAM (198%) e SON (126%). Para o período de DJF cabe menção do elevado valor (90%) para o EMPA do PB39 – Itapebi (localizada na região hidrográfica do Atlântico Leste).

Para todos os períodos em análise há um aumento pronunciado do Erro Médio Percentual Absoluto para os PB's entre 70 e 88, referentes às bacias do rio Iguaçu (bacia do Paraná) e Uruguai, as médias de EMPA para essas regiões são de 53% para a série de previsão, DJF (44%), MAM (45%), JJA (63%) e SON (59%).

Usando como limite aceitável os valores de erro menores 50% constata-se que os PB's 39, 43 a 45, 78 a 81, 85, e 87 a 88 estão acima do aceitável para previsão de vazões DJF; para MAM os PB's 14, 39, 45, 71 a 75, e 87; para JJA os PB's 74 a 78, 80 a 82, e 85 a 88; para SON os PB's 18, 39, 43, 45, 64, 71 a 74, 78, 80 a 81 e 85 a 88.

Figura 5.15 – Valores de coeficiente de NASH (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base (eixo x)



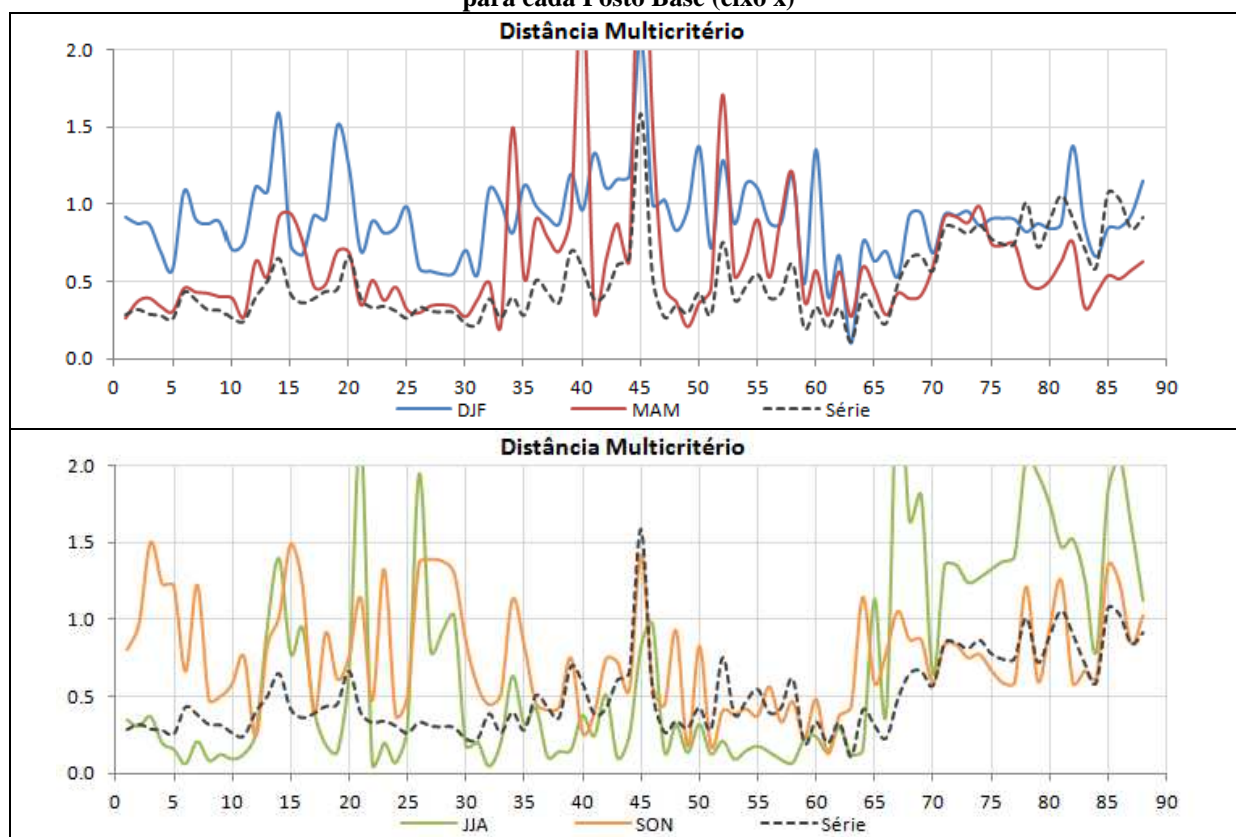
Fonte: Produção do próprio autor

Analisando os coeficientes de NASH apresentados na Figura 5.15, percebe-se que o valor médio serial entre os PB's é de 0,61, considerado elevado; o menor valor observado

está localizado no PB45 com 0,16. Nos valores determinados para os diferentes períodos apresenta-se uma variabilidade muito grande; o valor médio para o período de DJF é de 0,17 variando entre -0,57 para o PB14 e 0,92 para o PB63; para MAM o valor médio é de 0,47 variando entre -1,76 para o PB45 e 0,85 para o PB87; para JJA o valor médio é de 0,38 variando entre -1,64 para o PB67 e 0,97 para o PB6 e 32; e para SON o valor médio é de 0,36 variando entre -0,46 para o PB3 e 0,90 para o PB61.

Coefficientes de NASH negativos significam que a regressão utilizada para determinação de valores de previsão é menos eficiente que o uso da média histórica de longo período, tal situação são apresentadas para o período DJF nos PB's 6, 12 a 14, 19 e 20, 32, 35, 41 e 42, 45, 47, 50, 52, 54, 58, 60 e 82; para MAM nos PB's 34, 40, 45 e 46, 52 e 58; para JJA nos PB's 14, 21, 26, 29, 65, 67 a 69, 71 a 83, e 85 a 87; para SON nos PB's 3 a 5, 7, 15 e 16, 21, 23, 26 a 29, e 34.

Figura 5.16 – Valores do coeficiente Distância Multicritério – DM (eixo y) a partir das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base (eixo x)



Fonte: Produção do próprio autor

De acordo com o Operador Nacional do Sistema (ONS), o coeficiente Distância Multicritério – DM tem como objetivo evitar interpretações conflitantes e/ou subjetivas. Este utiliza de forma agregada os coeficientes de NASH e EMPA, onde quanto mais próximo de zero o DM melhor é o modelo. Observa-se que a Figura 5.16 apresenta uma média serial de 0,50 variando entre 0,11 e 1,59. Para os valores dos diferentes períodos e PB's a variabilidade apresentada é muito grande; o valor médio para o período de DJF é de 0,91 variando entre 0,10 para o PB63 e 2,08 para o PB45; para MAM o valor médio é de 0,63 variando entre 0,05 para o PB49 e 2,65 para o PB67; para JJA o valor médio é de 0,67 variando entre 0,05 para o PB32 e 2,02 para o PB79; e para SON o valor médio é de 0,75 variando entre 0,13 para o PB61 e 1,50 para o PB3.

Usando como limite aceitável os valores com DM abaixo da unidade verifica-se que os PB's 6, 12 a 14, 19 e 20, 32 e 33, 35, 39, 41 a 45, 47, 50, 52, 54 e 55, 58 e 60, 82, e 88, estão acima do aceitável para previsão de vazões DJF; para MAM os PB's 34, 40, 45 e 46, 52 e 58; para JJA os PB's 14, 21, 26, 29, 65, 67 a 69, 71 a 83, 85 a 88; para SON os PB's 3 a 5, 7, 14 a 16, 21, 23, 26 a 29, 34, 45, 64, 67, 78, 81, 85 e 86, e 88.

O coeficiente DM é interessante para comparação entre modelos, o que será feito no fim desta tese. Para análise da capacidade de previsão de vazão de um modelo acredita-se que a métrica mais aconselhável é a do coeficiente de NASH. Portanto, as Figuras 5.17 a 5.21 apresentam a distribuição espacial dos coeficientes de NASH em todos os PB's na série completa de validação e nos períodos DJF, MAM, JJA e SON.

Avalia-se, que de uma forma geral, os meses DJF possuem uma baixa previsibilidade de vazões para as regiões do Atlântico Leste e Sudeste, nas bacias do São Francisco e Tocantins-Araguai. Resultados relativamente bons podem ser observados basicamente na bacia do Amazonas, as parcelas centrais e oeste da bacia do Paraná, grande parte da região do Atlântico Sul e rio Uruguai.

Para os meses de MAM o panorama muda drasticamente, e uma baixa capacidade de previsão de vazões só será observada em pontos bastante específicos como em alguns PB's do Atlântico Sudeste e na importante barragem de Sobradinho.

Já nos meses de JJA, a disparidade entre os coeficientes de NASH nas diferentes regiões é bastante pronunciada pois, enquanto as bacias do Tocantins-Araguai, do Amazonas e as regiões leste e oeste da Bacia do Paraná não apresentam modelos eficientes, em alguns casos sendo mais interessante utilizar a média histórica como variável prevista. O restante da

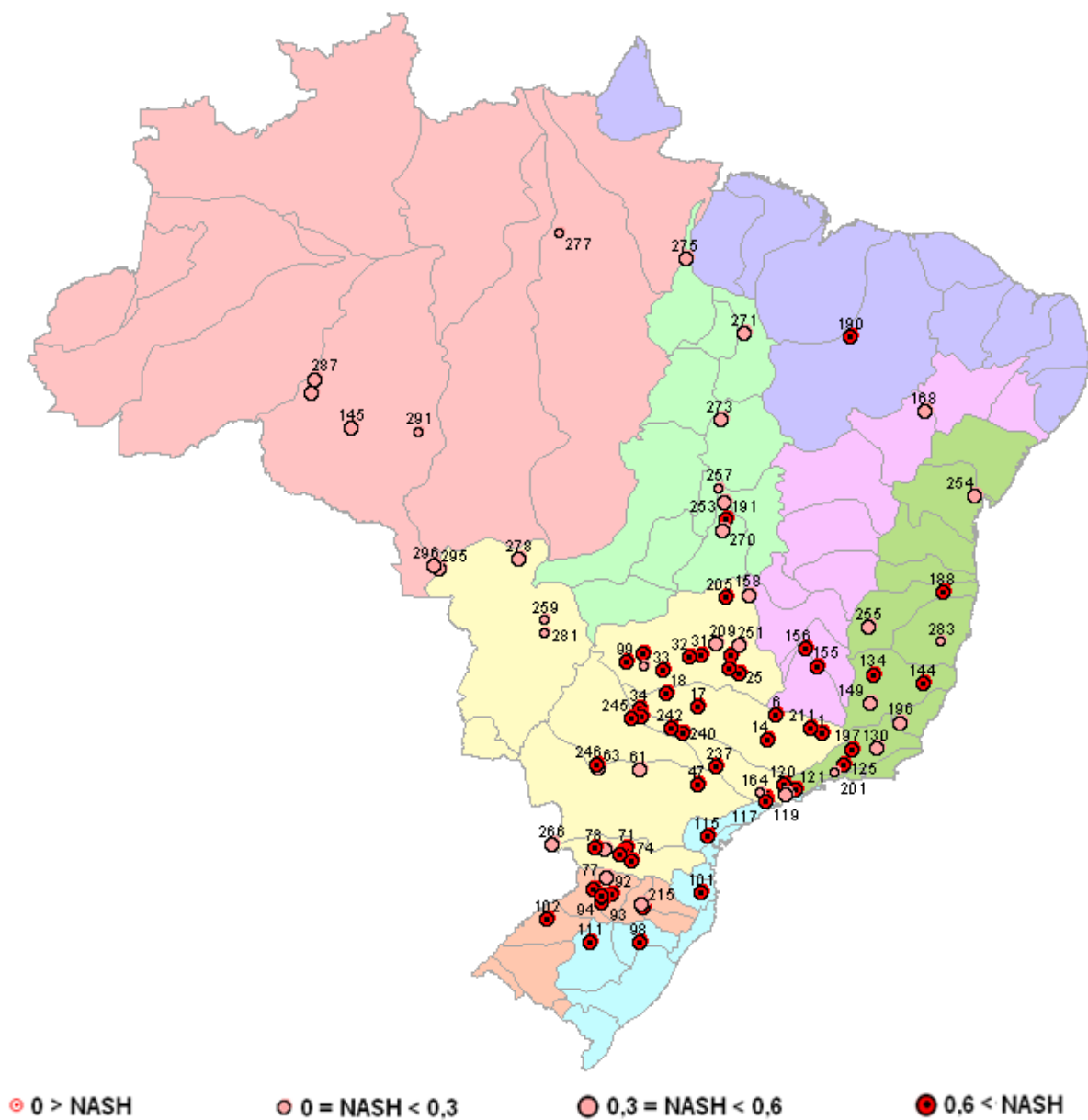
bacia do Paraná, as regiões do Atlântico Sul, Sudeste e Leste, e o sul do rio São Francisco possuem valores de NASH normalmente acima de 60%.

No período SON a previsibilidade mantém-se alta nas regiões do Atlântico Leste-Sudeste, norte e centro do rio Paraguai, e norte do rio Uruguai; os valores dos coeficientes aumentam na região do Tocantins-Araguaia, no entanto as regressões para o rio Grande não são eficientes.

Ainda com relação ao coeficiente de NASH, apresentam-se os ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados para os quatro PB's com melhores valores (ver Figura B.5) do coeficiente de NASH e quatro PB's com menores valores de NASH (ver Figura B.6).

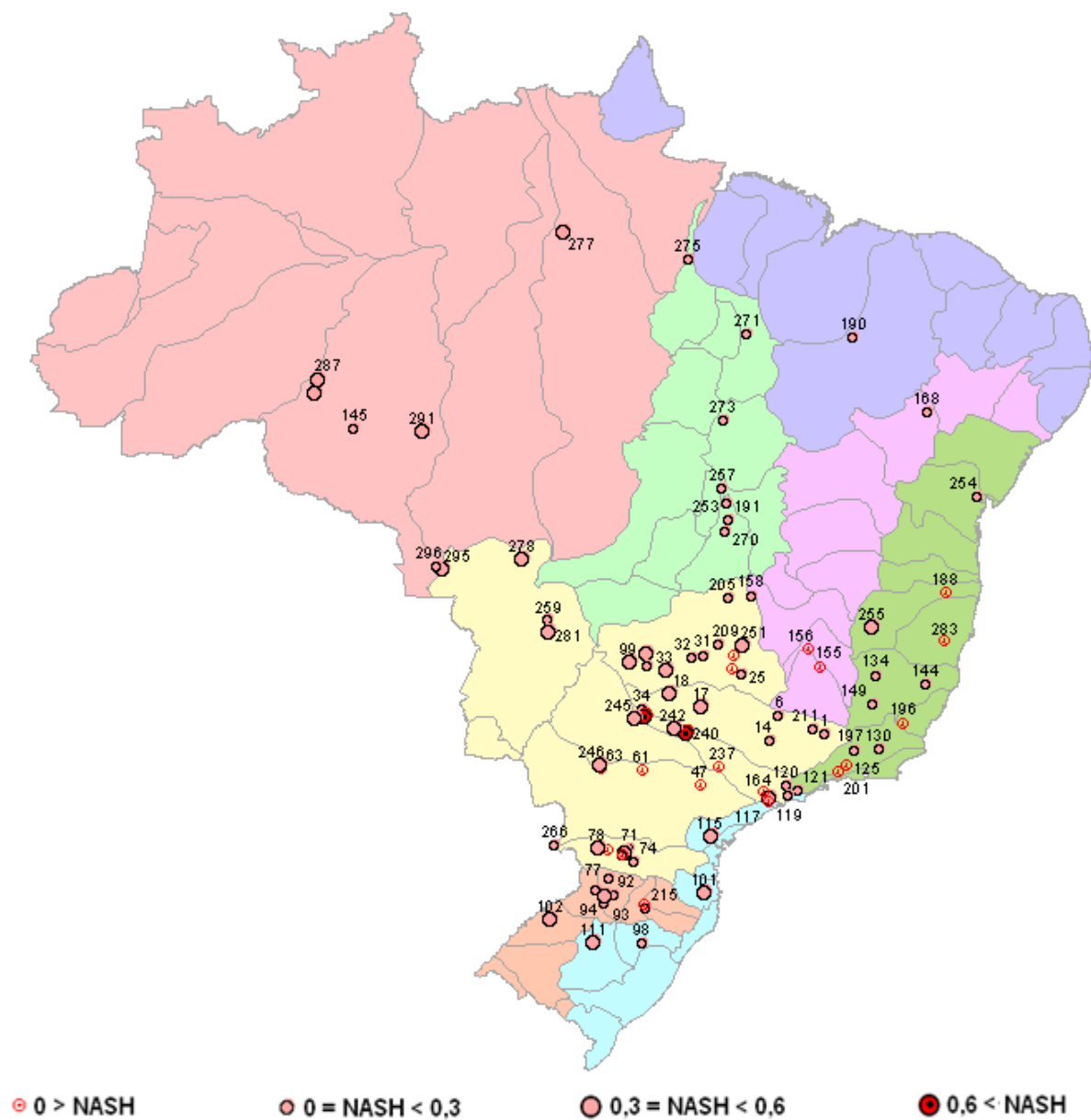
Os maiores valores de NASH podem ser observados nos: PB63 – Santo Antônio (287), PB61 – Curuá-Una (277) e PB62 – Samuel (279) – todos na Bacia do Amazonas; e no PB59 – Tucuruí (275) – Bacia do Tocantins-Araguaia. Já os menores valores são observados nos: PB45 – Pedra do Cavalo (254) – Bacia do Atlântico Leste; PB86 – Campos Novos (216), PB81 – Castro Alves (98) e PB85 – Barra Grande (215) – todos na Bacia do Uruguai.

Figura 5.17 – Valores do coeficiente de NASH na série de previsão de vazão mensal (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base



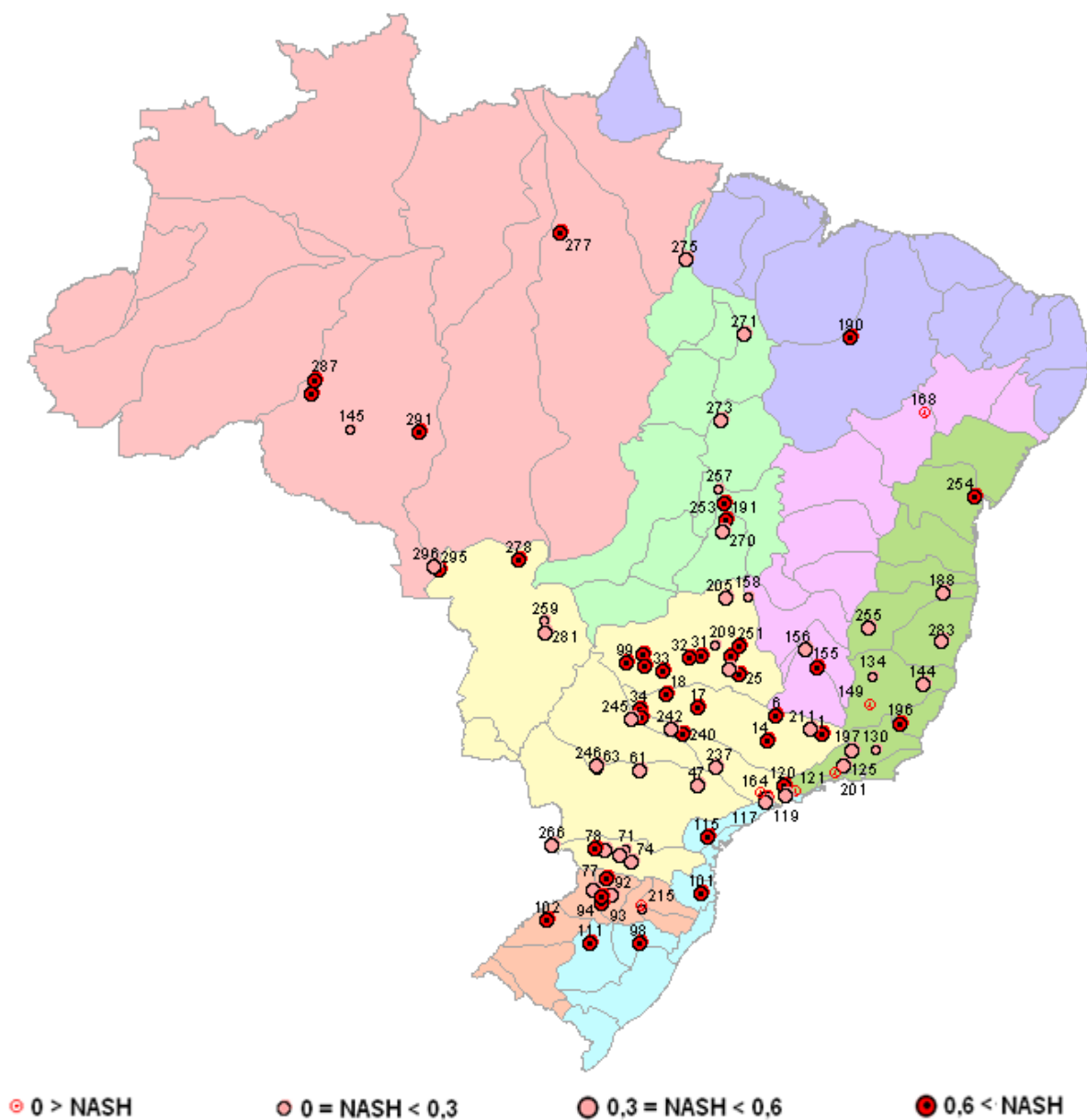
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.18 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base



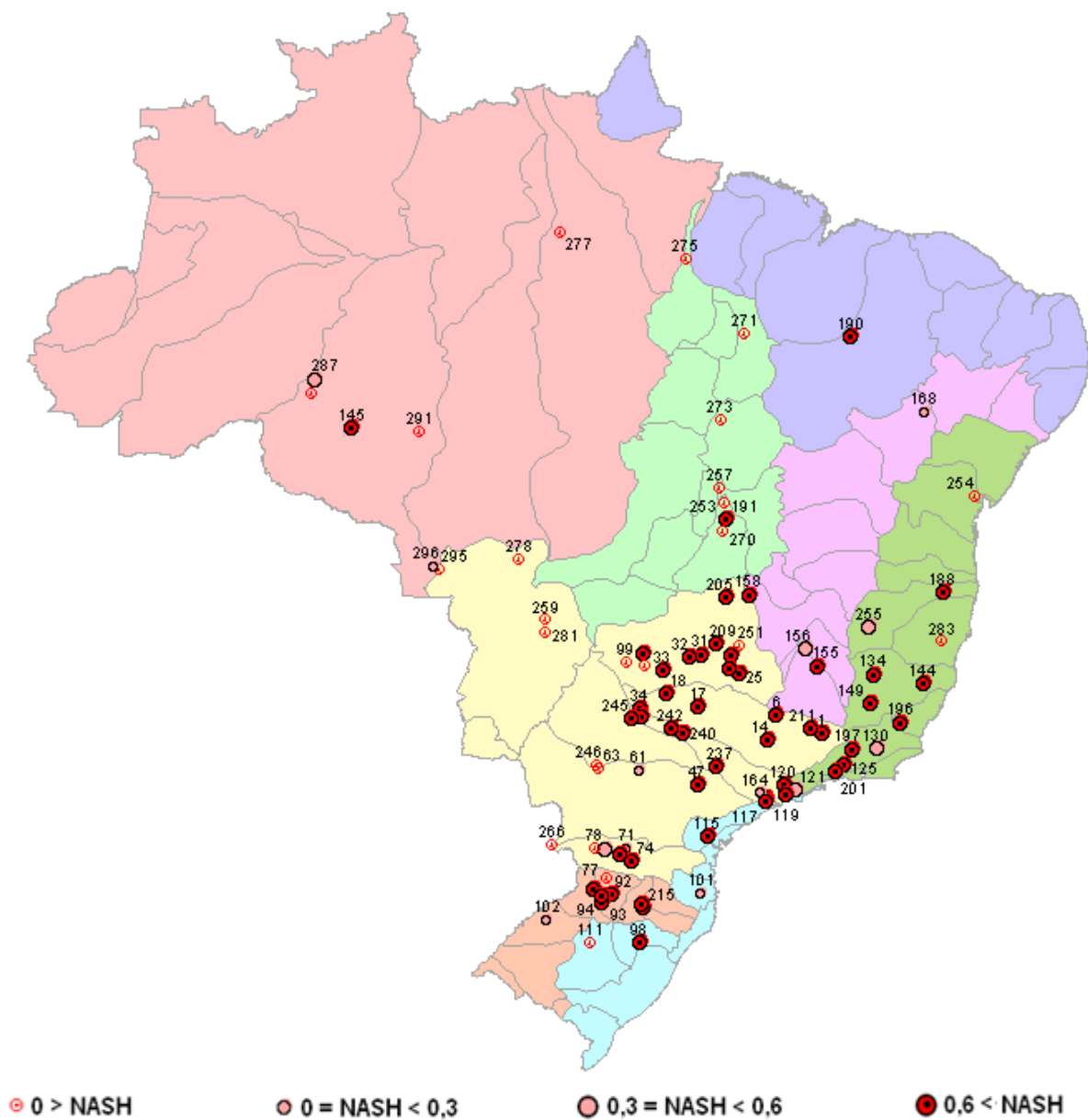
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.19 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de março, abril e maio (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base



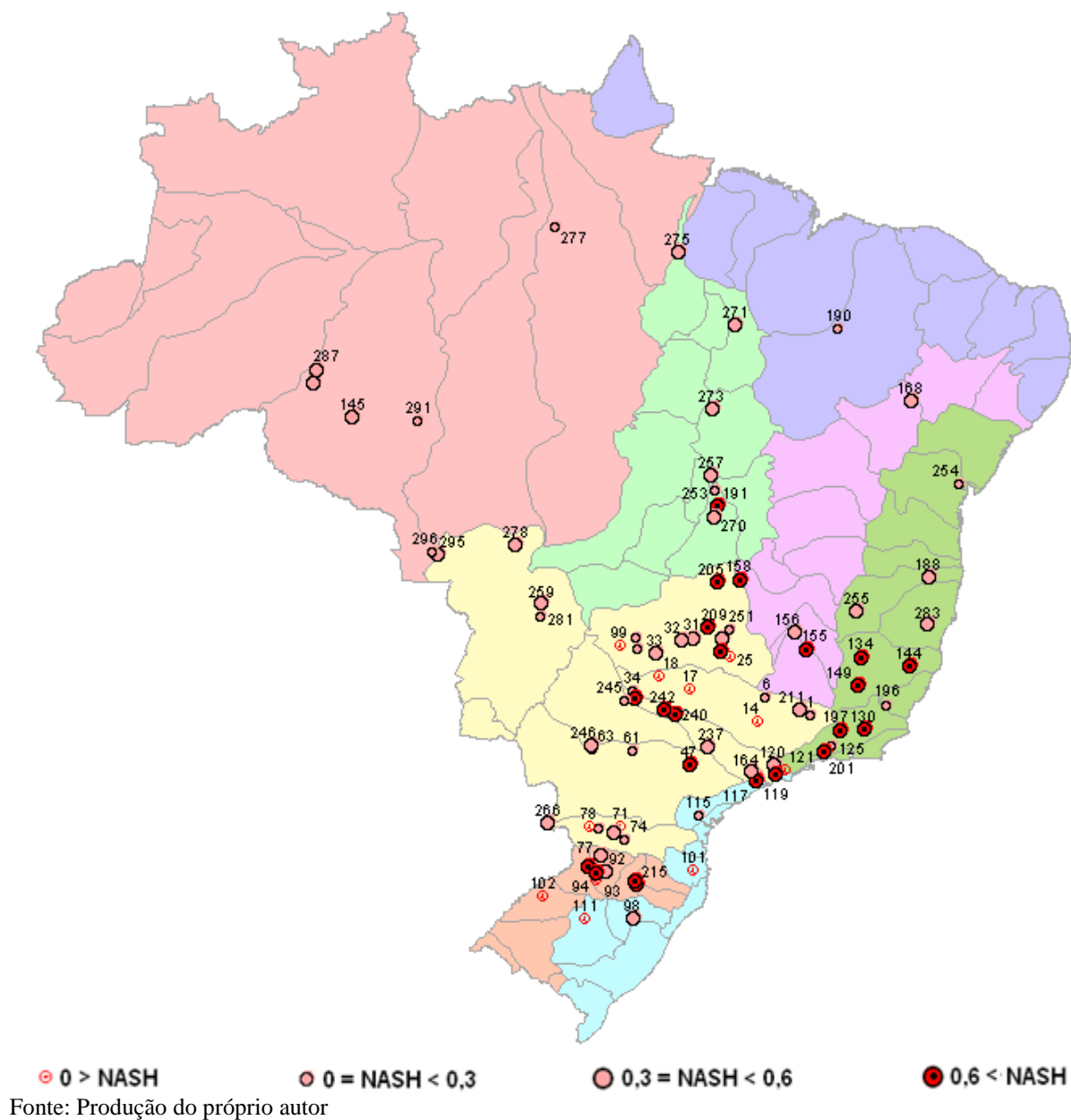
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.20 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.21 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para cada Posto Base



5.2.3 Resultados Modelo 2 – CRD/PARX

5.2.3.1 Definição dos Modelos

Na determinação das regressões, de acordo com os meses do ano e os 88 Postos Base (PB's) em estudo, foram testados como variáveis explanatórias os índices contidos na matriz descrita a seguir.

Nas colunas de 1 a 11 localizam-se os dados de vazão padronizados entre 11 meses (lag11) a 1 mês (lag1) de antecedência, respectivamente.

As colunas de 12 a 38 utilizam os índices climáticos com lag1 como apresentados abaixo. A numeração ao lado do índice representa a coluna onde ele está localizado na matriz de índices.

SOI(12), CAR(13), NTA(14), PNA(15), NAO(16), MEI(17), Nino₃(18), Nino₁₊₂(19), Nino_{3,4}(20), Nino₄(21), NP(22), ONI(23), TNA(24), TSA(25), QBO(26), PDO(27), BEST(28), PW(29), TP(30), NOI(31), TNI(32), AMO(33), ASBM(34), ZW1(35), ZW2(36), ZW3(37), SST1(38).

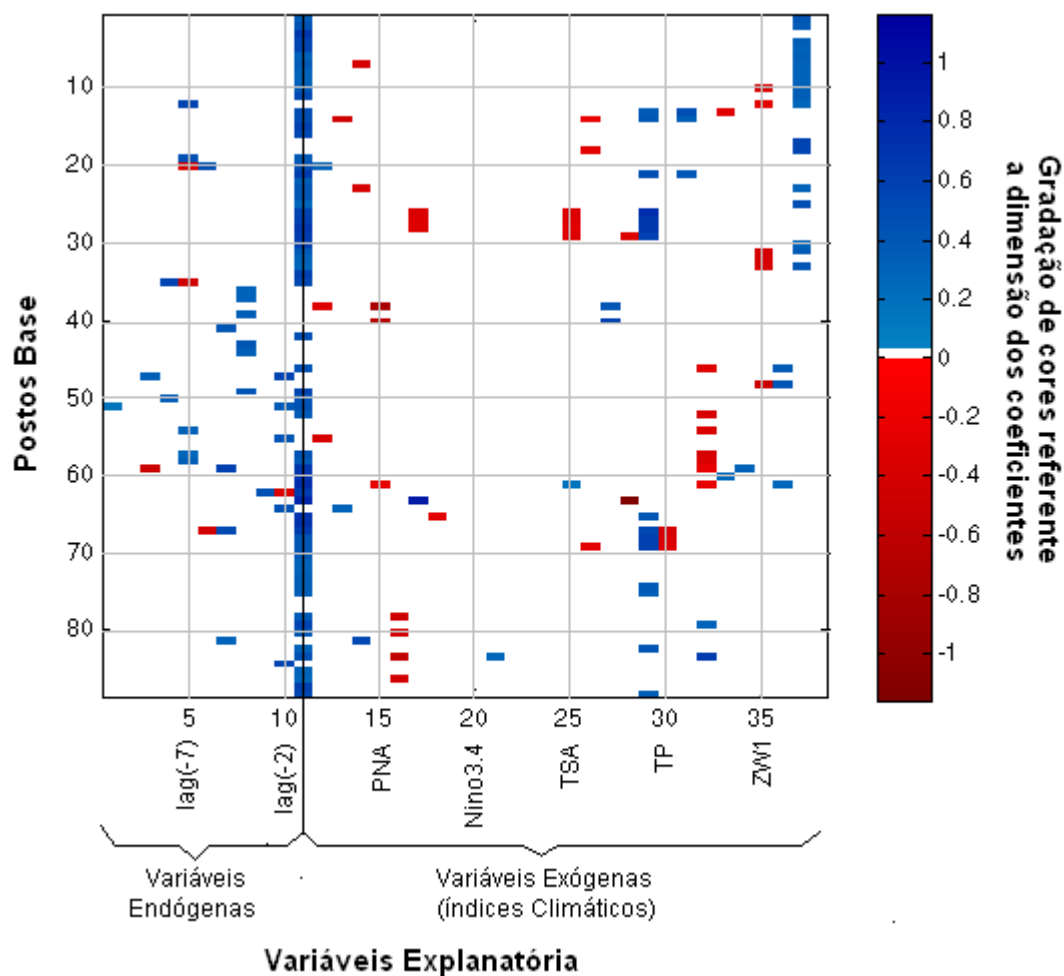
Utilizando a metodologia *stepwise* foram escolhidas as variáveis apresentadas na Figura 5.23(a,b), a matriz de cores neste gráfico representa o coeficiente (ou peso) de cada variável da regressão linear múltipla. A Figura 5.22 tem a função de balizar o entendimento da Figura 5.23. As variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensal para os 12 meses do ano e de cada um dos 88 PB's podem ser visualizados na Figura C.1(a,b).

Na totalidade dos modelos (12x88=1.056) existe uma grande influência da variável autorregressiva de lag1 presente na maioria (85,3%) das regressões mensais dos 88 PB's, as vazões mensais com lag2 aparecem em 17,3% da totalidade das equações, para a vazão com lag3 a frequência é de 13,3%. Percebe-se também um predomínio das variáveis autorregressivas entre os meses de abril e julho, a partir de agosto as variáveis autorregressivas e climáticas passam a ter uma distribuição quantitativa próxima a equivalência.

Entre as variáveis climáticas a mais comum é o AMO₍₋₁₎ (Oscilação Atlântica Multidecadal) compondo 10,5% das equações com pouca influência entre os meses de janeiro a abril; seguido do índice TNI₍₋₁₎ (Trans-NINO) com 9,5% apresentando uma distribuição temporal menos clara. O terceiro índice climático mais representativo foi o ZW3₍₋₁₎ presente

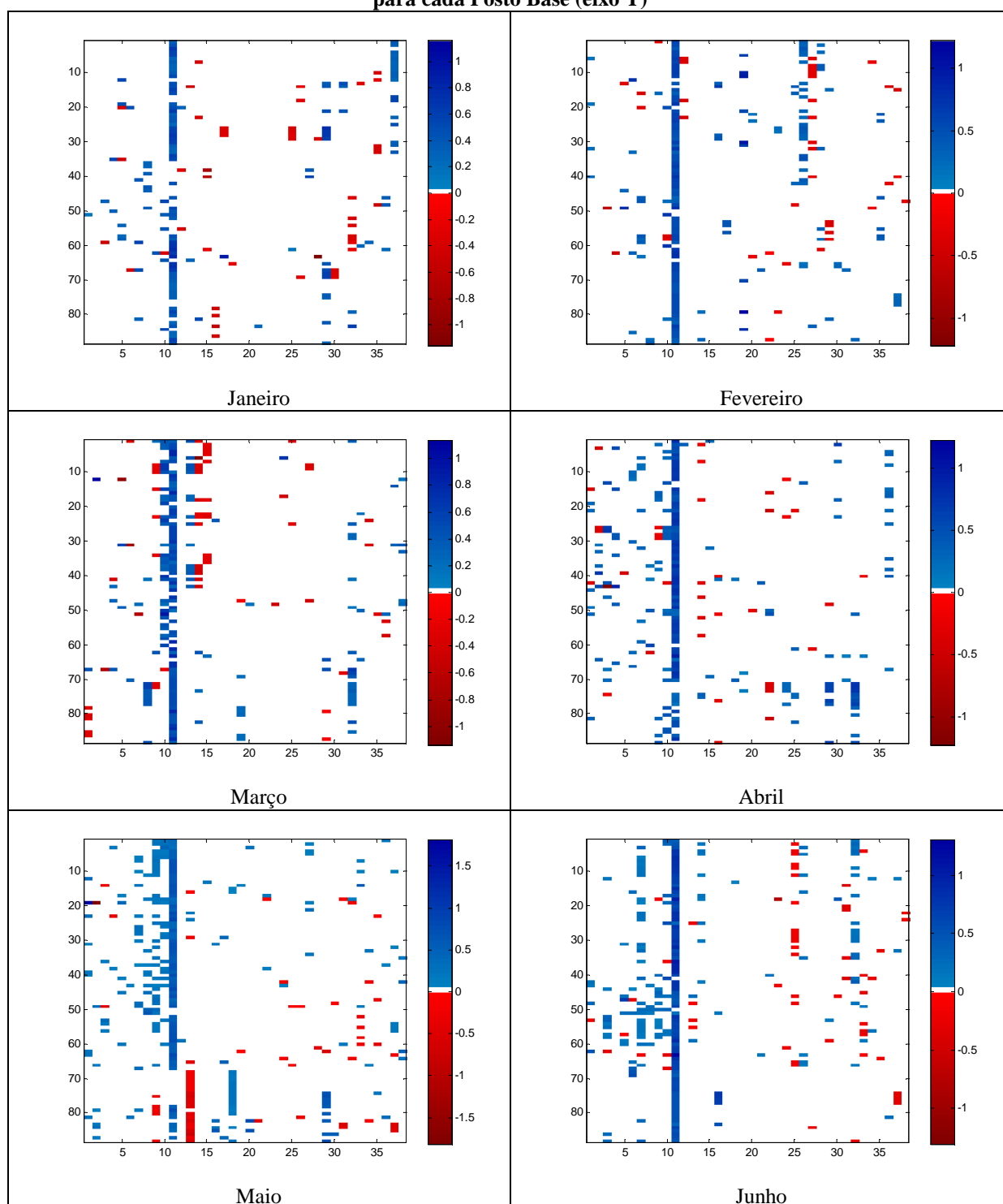
em 8,0% das regressões, tal índice foi definido nesta tese como a media espacial dos valores registrados de ventos zonais a 925mb (15N-5N,150W-180W), região um pouco ao norte do Nino₄, sua distribuição temporal não é muito clara.

Figura 5.22 – Modelo explicativo das Figuras 5.23(a,b) utilizando como base os resultados do mês de janeiro do Modelo 2 – CRD/PARX onde no eixo X as variáveis explanatórias 1 a 11 são endógenas e as de 12 a 38 são exógenas formadas por Índices Climáticos. O eixo Y é formado pelos Postos Base



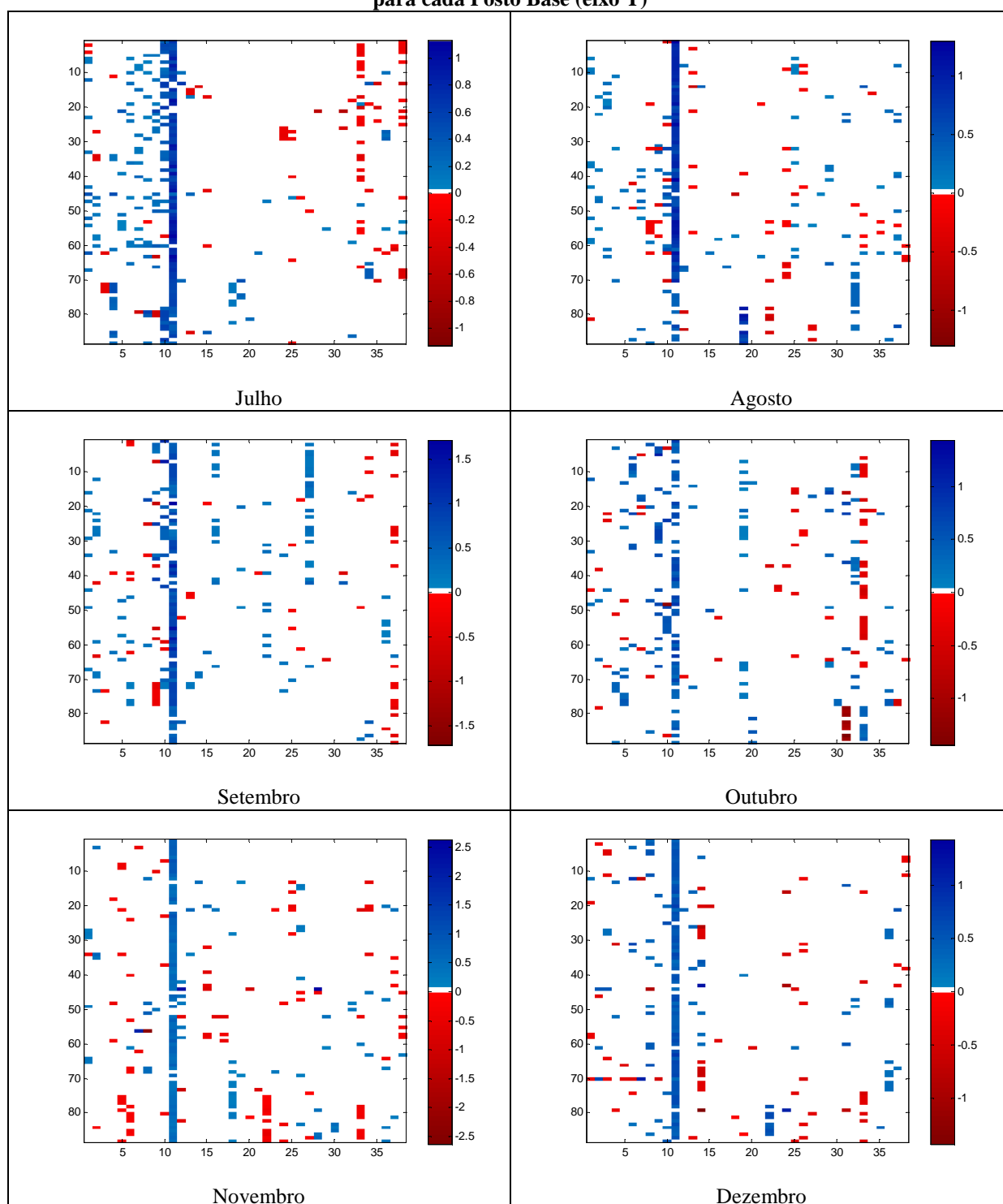
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.23(a) – Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo X), 1 a 11 endógenas e 12 a 38 exógenas formadas por índices climatológicos, utilizando o Modelo 2 – CRD/PARX para cada Posto Base (eixo Y)



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.23(b) – Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo X), 1 a 11 endógenas e 12 a 38 exógenas formadas por índices climatológicos, utilizando o Modelo 2 – CRD/PARX para cada Posto Base (eixo Y)



Fonte: Produção do próprio autor

Em resumo as 10 variáveis mais utilizadas nas equações de regressão são: vazão lag1 – 85,3%, vazão lag2 – 17,3 %, vazão lag3 – 13,3%, $AMO_{(-1)}$ – 10,5%, $TNI_{(-1)}$ – 9,5%, vazão lag5 – 9,2%, vazão lag4 – 8,6 %, $ZW3_{(-1)}$ – 8,0%, vazão lag11 – 7,6%, e vazão lag6 – 7,4%.

As regressões mensais dos PB's são formadas por até nove variáveis. Em 85,3% destas regressões são necessárias de uma a quatro variáveis para explicar o comportamento do termo dependente da equação. A maior quantidade de equações mensais possuem apenas duas variáveis explanatórias representando 26,5% do total, seguida por equações com três, quatro e uma variável com os percentuais de 25,3%, 18,2% e 15,3%, respectivamente.

Verifica-se que 14 equações, 1,3% do total, não possuem variáveis, logo não possuem regressões definidas. Apenas uma regressão fez uso de nove variáveis, assim com apenas cinco regressões fizeram uso de oito variáveis. Portanto, mesmo com um grande número de variáveis disponíveis (um total de 38) pode-se considerar que a parcimônia das equações foi mantida.

Avaliando o número de variáveis nas regressões para os diferentes meses do ano, verifica-se que maio é o mês onde o maior número de regressões é composto por quatro variáveis perfazendo 16,0% das 88 regressões relativas aos Postos Base, seguido de julho com 13,0%; para três variáveis, os meses com maiores percentuais são os de julho e outubro ambos 10,9%; nas equações com duas variáveis, janeiro e outubro possuem 11,4 e 11,1%, respectivamente; já para as regressões com apenas uma variável o mês de março é o que possui o maior percentual (16,0%) e janeiro o segundo com 13,6%.

Como o método se baseia na geração de vazão através da correlação dos ruídos, faz-se necessário uma análise temporal e espacial destes dados (ver Figura C.2(a,b)). Os ruídos são mais pronunciados no mês de janeiro tanto positiva quanto negativamente, os meses de setembro e outubro possuem sinais fracos, mas com áreas bem delimitadas. O mês de julho é o que aparece com sinais mais fracos e dispersos entre correlações positivas e negativas. A dispersão pode ser considerada grande para os meses de maio e dezembro.

Devido à padronização dos valores de vazões podem-se gerar valores de vazão com sinal negativo o que mascara e/ou dificulta a análise por algumas métricas definidas no **Item 4.7** deste estudo. Portanto, nessa fase de calibração dos modelos utiliza-se apenas o coeficiente de Correlação (ver Figura C.3) e os valores do Erro Médio Absoluto – EMA (ver Figura C.4).

As melhores correlações se encontram nos modelos dos meses de maio a setembro com média de 85%. Os meses com maiores correlações médias são o de julho (89%), agosto (85%) e junho (84%). Para o mês de setembro, apesar do PB81 e PB85 não possuírem modelos de regressão definidos a partir da metodologia e variáveis utilizadas, apresenta altos valores de correlação média da ordem de 82%. Apesar dos meses de março e abril conterem apenas um Posto Base com regressões e coeficientes nulos a correlação média varia entre 69 e 76%, respectivamente. As menores correlações se encontram nos modelos dos meses de outubro a abril com média de 68%. Os meses com menores correlações médias são os de janeiro (55%), dezembro (65%), fevereiro (66%), março e novembro (69%). Em termos de distribuição espacial, os Postos Base com as menores correlações não possuem uma configuração clara.

O mês de janeiro possui o maior número de correlações nulas, em um total de cinco PB's. Esta situação acontece quando na geração dos modelos nenhuma das variáveis disponíveis conseguem explicar, de forma estatisticamente significativa, o comportamento da variável que se deseja prever (ver Quadro 5.2). Em termos de previsão o tipo de modelo descrito consta somente da vazão média somada a componente aleatória do erro.

Avaliando a calibração dos modelos de regressão em termos de Erro Médio Absoluto – EMA observa-se que os menores valores de EMA se encontram nos modelos dos meses de maio a setembro com média de 0,36. Os meses com menores erros são os de julho (0,30) e agosto (0,33). O período com maiores médias de EMA apresentam-se entre os meses de outubro a abril com média de 0,54. Os maiores valores de EMA podem ser observados nos meses de janeiro (0,61), dezembro (0,56), fevereiro e março (0,54), e novembro (0,53).

Quadro 5.2 – Postos Base onde não foi possível à determinação de regressões estatisticamente significantes ($\alpha=5\%$) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
PB14												
PB39												
PB45												
PB50												
PB53												
PB56												
PB64												
PB70												
PB76												
PB77												
PB81												
PB85												

Fonte: Produção do próprio autor

5.2.3.2 *Previsão de vazões*

Nas análises de previsão de vazões foram utilizados os valores de vazões em sua escala natural e não na escala padronizada possibilitando a visualização dos valores reais e a correção dos valores negativos. Os valores negativos são substituídos por vazões nulas de acordo com a definição metodológica adotada para esse estudo. Como já discutido anteriormente os valores de vazões mensais previstas foram analisadas com as métricas utilizadas pela Operadora Nacional do Sistema que consta do Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA, coeficiente de NASH e Distância Multicritério – DM.

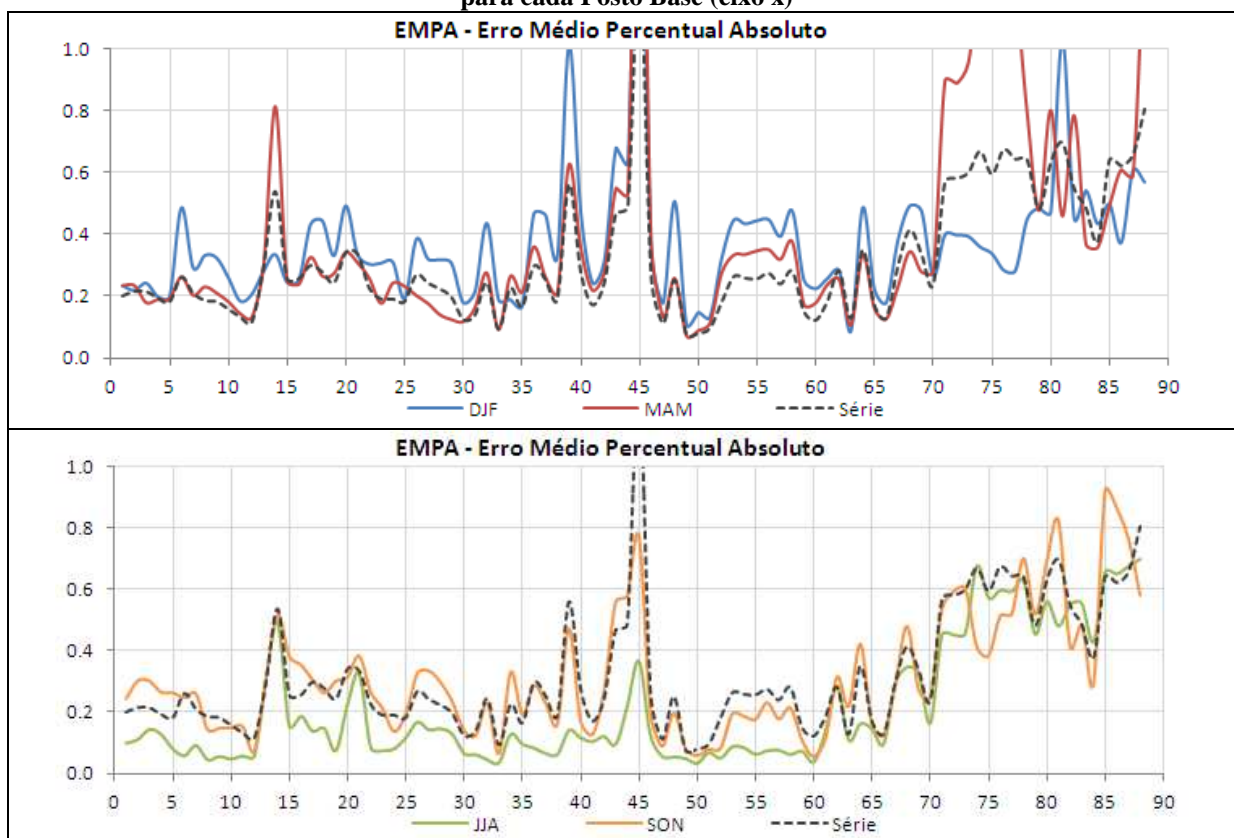
Como a previsão de vazões mensais foi realizada entre os anos de 1998 e 2003 (seis anos), a pequena quantidade de anos inviabilizaria uso das métricas de análise dos resultados mês em mês, portanto optou-se por apresentar os resultados para toda a série de dados e separadamente para os meses de dezembro, janeiro e fevereiro (DJF); março, abril e maio (MAM); junho, julho e agosto (JJA); e setembro, outubro e novembro (SON). Com essas análises preservam-se as estatísticas gerais mensais e dos meses úmidos e secos. Assim, os valores de EMPA, NASH e DM são apresentados nas Figuras 5.24 a 5.26, respectivamente.

Observa-se na Figura 5.24 que o valor médio de EMPA da série de valores estimados é de 53% variando entre 6 e 94%. Para os valores dos períodos de DJF, MAM, JJA e SON as médias são de 37%, 39%, 21% e 32%, respectivamente. Verifica-se ainda que os valores de EMPA do PB45 – Pedra do Cavalo (localizada na região hidrográfica do Atlântico Leste) são sobremaneira elevados para série de vazões (126%), para os períodos de DJF (178%) e MAM (213%).

Para o período de DJF cabe menção do elevado valor de 101% para o EMPA do PB39 – Itapebi (localizada na região hidrográfica do Atlântico Leste) e 103% do PB81 – Castro Alves (localizada na região hidrográfica do Atlântico Sul).

O período MAM é o que possui maiores valores acima da unidade de EMPA como os PB's 74 a 77 e 88. Os PB's 74 a 77 representam os aproveitamentos hidroelétricos de Foz da Areia (124%), Segredo (109%), Salto Santiago (131%) e Salto Osório (119%), todos localizados na bacia do rio Iguaçu (Bacia do rio Paraná). O PB88 – Quebra Queixo localizado na bacia do rio Uruguai possui um EMPA de 138%.

Figura 5.24 – Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA (eixo y) para vazões observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base (eixo x)

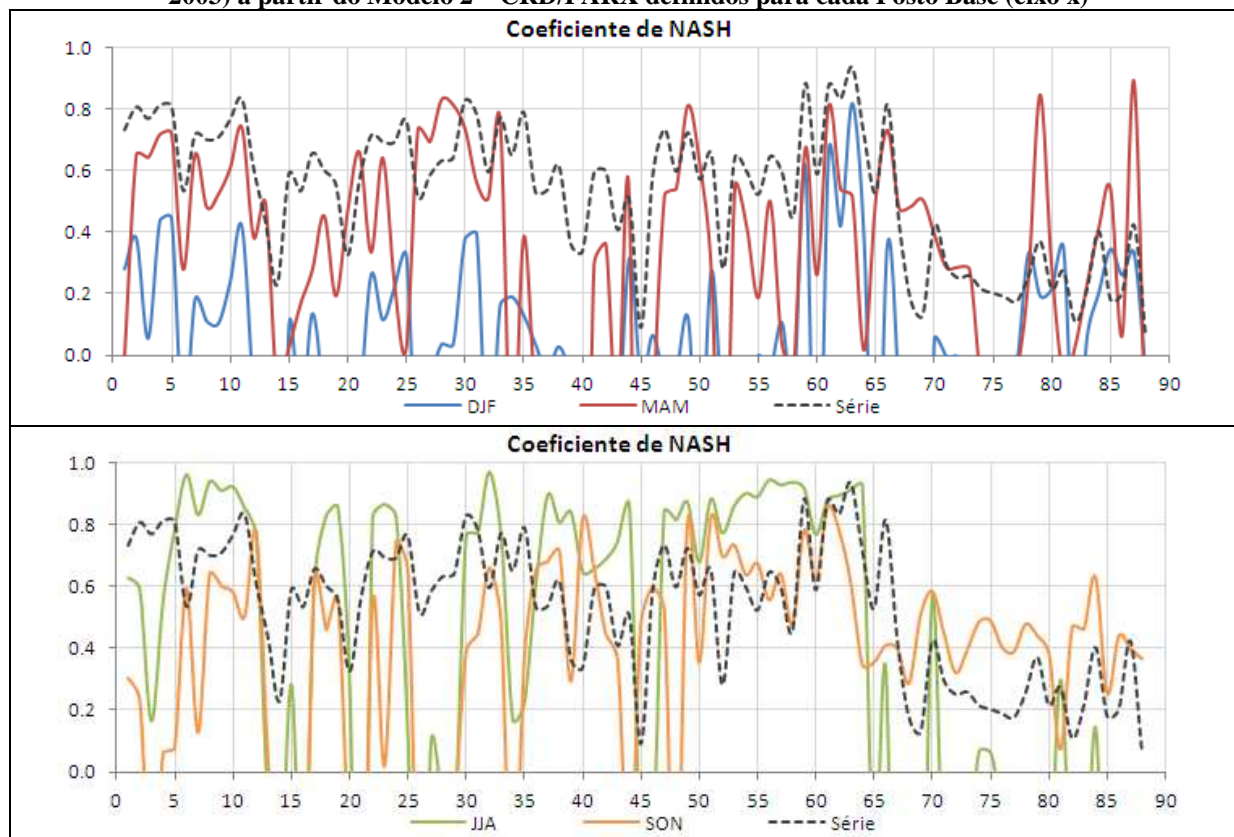


Fonte: Produção do próprio autor

Para todos os períodos em análise há um aumento pronunciado do Erro Médio Percentual Absoluto para os PB's entre 70 e 88, referentes às bacias do rio Iguazu (bacia do Paraná) e Uruguai, as médias de EMPA para essas regiões são de 59% para a série de previsão, DJF 45%, MAM 79%, JJA 54% e SON 57%.

Usando como limite aceitável os valores de erro menores 50% constata-se que os PB's 39, 43 a 45, 81, e 87 a 88 estão acima do aceitável para previsão de vazões DJF; para MAM os PB's 14, 39, 43 a 45, 71 a 78, 80, 82, e 86 a 88; para JJA os PB's 74 a 78, 80, 82 e 83, e 85 a 88; para SON os PB's 14, 43 a 45, 71 a 73, 76 a 81, e 85 a 88.

Figura 5.25 – Valores de coeficiente de NASH (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base (eixo x)

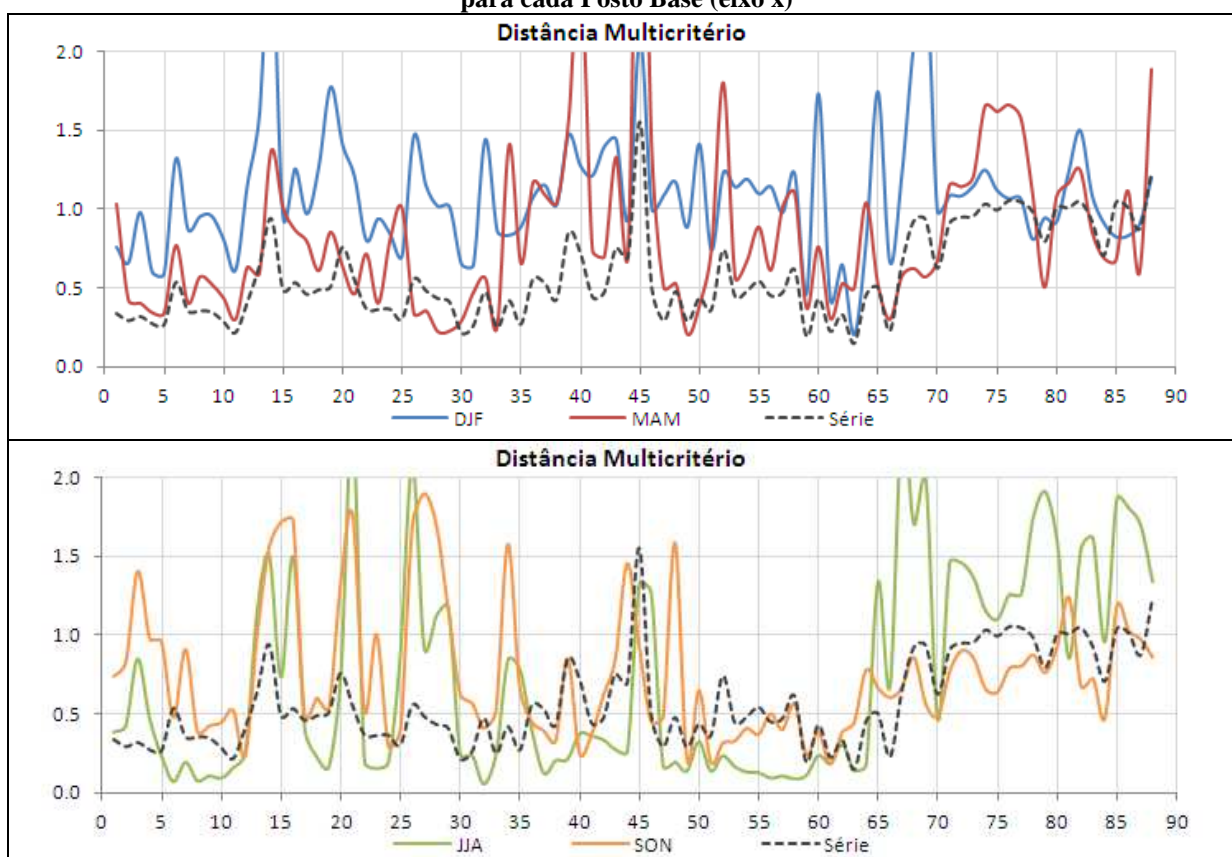


Fonte: Produção do próprio autor

Analisando os coeficientes de NASH, apresentados na Figura 5.25, percebe-se que o valor médio serial entre os PB's, é de 0,53, considerado relativamente elevado, com menor valor observado no PB88 e PB45 que possui valor de 0,06 e 0,09, respectivamente. Para os valores dos diferentes períodos e PB's a variabilidade é muito grande; o valor médio para o período de DJF é de -0,01 variando entre -1,67 para o PB14 e 0,82 para o PB63; para MAM o valor médio é de 0,29 variando entre -2,48 para o PB45 e 0,89 para o PB87; para JJA o valor médio é de 0,32 variando entre -1,31 para o PB67 e 0,97 para o PB32; e para SON o valor médio é de 0,34 variando entre -0,87 para o PB27 e 0,85 para o PB61.

Coefficientes de NASH negativos significam que a regressão utilizada para determinação de valores de previsão é menos eficiente que o uso da média histórica de longo período, tal situação são apresentadas para o período DJF nos PB's 6, 12 a 14, 16, 18 a 21, 26 e 27, 32, 37, 39 a 43, 45, 47 a 48, 50, 52 a 56, 58, 60, 65, 67 a 69, 71 a 77, 82, e 88; para MAM nos PB's 2 a 13, 15 a 33, 35, 41 e 42, 44, 47 a 51, 53 a 57, 59 a 73, 78 a 80, e 82 a 87; para JJA nos PB's 1 a 12, 15, 17 a 20, 22 a 25, 27, 30 a 44, 47 a 64, 66, 70, 74 e 75, 81 e 84; para SON nos PB's 1 e 2, 4 a 13, 17 a 19, 22 a 25, 30 a 33, 35 a 43, 45 a 47, 49 a 88.

Figura 5.26 – Valores do coeficiente Distância Multicritério – DM (eixo y) a partir das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base (eixo x)



Fonte: Produção do próprio autor

De acordo com o Operador Nacional do Sistema (ONS), o coeficiente Distância Multicritério – DM tem como objetivo evitar interpretações conflitantes e/ou subjetivas. Este utiliza de forma agregada os coeficientes de NASH e EMPA, onde quanto mais próximo de zero o DM melhor é o modelo. Observa-se que a Figura 5.26 apresenta uma média serial de 0,58 variando entre 0,14 e 1,55. Para os valores dos diferentes períodos e PB's a variabilidade é muito grande; o valor médio para o período de DJF é de 1,10 variando entre 0,20 para o PB63 e 2,70 para o PB14; para MAM o valor médio é de 0,84 variando entre 0,20 para o PB49 e 4,08 para o PB45; para JJA o valor médio é de 0,72 variando entre 0,05 para o PB32 e 2,33 para o PB67; e para SON o valor médio é de 0,76 variando entre 0,18 para o PB61 e 1,90 para o PB27.

Usando como limite aceitável os valores com DM abaixo da unidade verifica-se que os PB's 6, 12 a 14, 16, 18 a 21, 26 a 29, 32, 36 a 43, 45, 47 e 48, 50, 52 a 56, 58, 60, 65, 67 a 69, 71 a 77, 81 a 83, e 88, estão acima do aceitável para previsão de vazões DJF; para

MAM os PB's 1, 14 e 15, 25, 34, 36 a 40, 43, 45 e 46, 52, 57 e 58, 64, 71 a 78, 80 a 82, 86, e 88; para JJA os PB's 13 a 14, 16, 21, 26, 28 a 29, 45 e 46, 65, 67 a 69, 71 a 80, 82 e 83, e 85 a 88; para SON os PB's 3, 13 a 16, 20 e 21, 23, 26 e 29, 34, 44, 48, 81, 85 e 86.

O coeficiente DM é interessante para comparação entre modelos, o que será feito no fim desta tese. Para análise da capacidade de previsão de vazão de um modelo acredita-se que a métrica mais aconselhável é a do coeficiente de NASH. Portanto, as Figuras 5.27 a 5.31 apresentam a distribuição espacial dos coeficientes de NASH em todos os PB's para a série completa de validação e para os períodos DJF, MAM, JJA e SON.

Para as Figuras 5.27 a 5.31, avalia-se que, de uma forma geral, os meses de DJF possuem uma baixa previsibilidade de vazões para as regiões Atlântico Leste e Sudeste, além das bacias do São Francisco, Tocantins-Araguai, norte e sul da bacia do Paraná. Bons resultados podem ser observados basicamente na bacia do rio Tietê (bacia do rio Paraná).

Para os meses de MAM o panorama muda drasticamente e baixa capacidade de previsão de vazões só será observada em pontos bastante específicos como em algumas alguns PB's do Atlântico Sudeste, bacia Araguaia-Tocantins e a importante barragem de Sobradinho.

Já nos meses de JJA, a disparidade entre os coeficientes de NASH nas diferentes regiões é bastante pronunciada pois, enquanto as regiões do Tocantins-Araguai, do Amazonas, e oeste da Bacia do Paraná não apresentam modelos eficientes, em alguns casos sendo mais interessante utilizar a média histórica como variável prevista. O restante da bacia do Paraná, as regiões norte do Atlântico Sul, Atlântico Sudeste, sul do rio São Francisco, possuem valores de NASH normalmente acima de 60%.

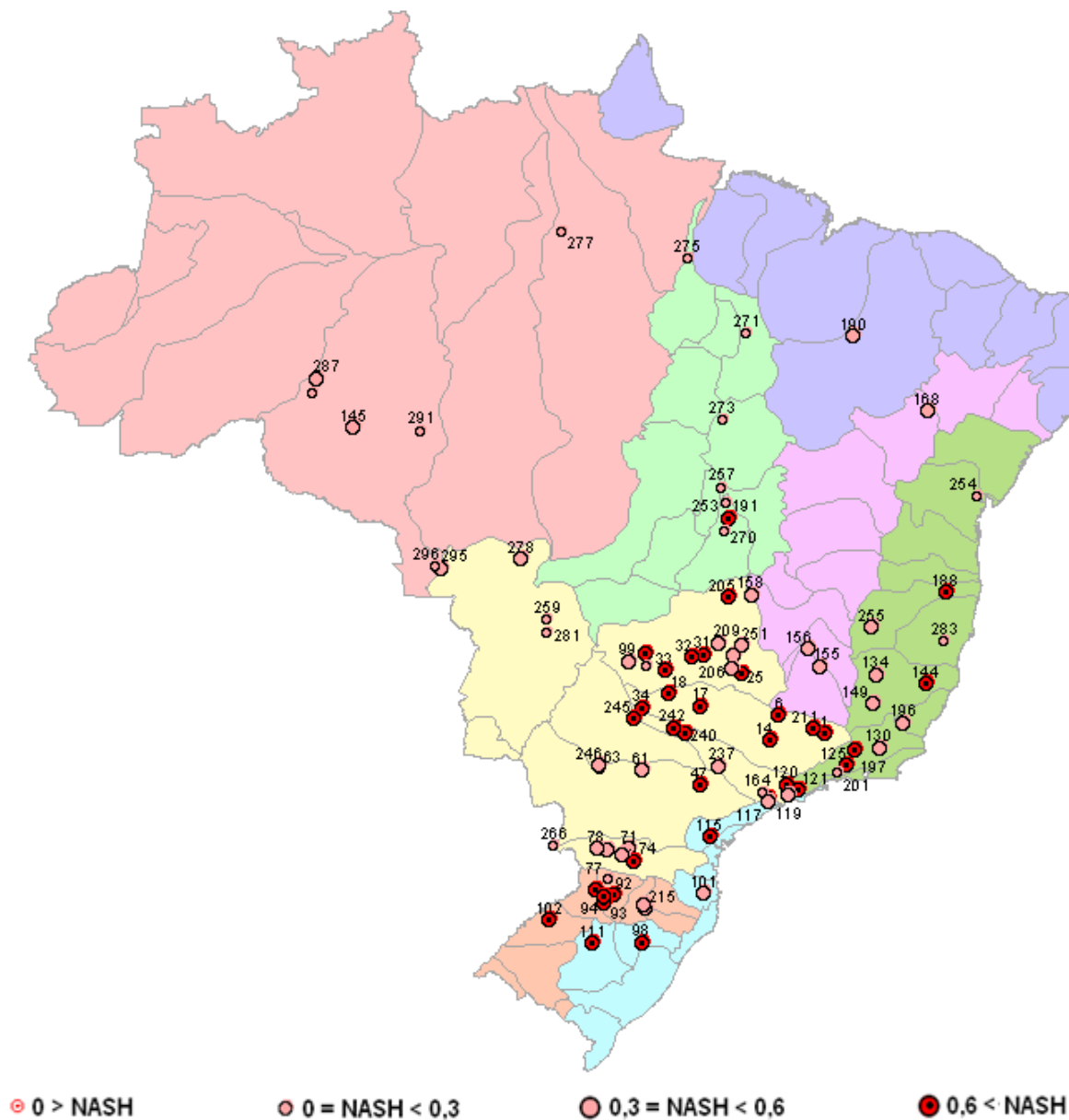
No período de SON a previsibilidade mantém-se alta nas regiões do Atlântico Leste-Sudeste, norte e centro do rio Paraguai, norte do rio Uruguai e Tocantins-Araguaia. Apenas Postos Base pontuais sem concentração definida possuem regressões ineficientes.

Ainda com relação ao coeficiente de NASH, apresentam-se os ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados para os quatro PB's com melhores valores (ver Figura C.5) do coeficiente de NASH e os quatro PB's com menores valores de NASH (ver Figura C.6).

Os maiores valores de NASH podem ser observados no PB63 – Santo Antônio (287) – Bacia Amazonas, PB59 – Tucuruí (275) – Bacia Tocantins-Araquai, PB61 – Curuá-Una (277) – Bacia Amazonas, PB62 – Samuel (279) – Bacia Amazonas; já os menores são os

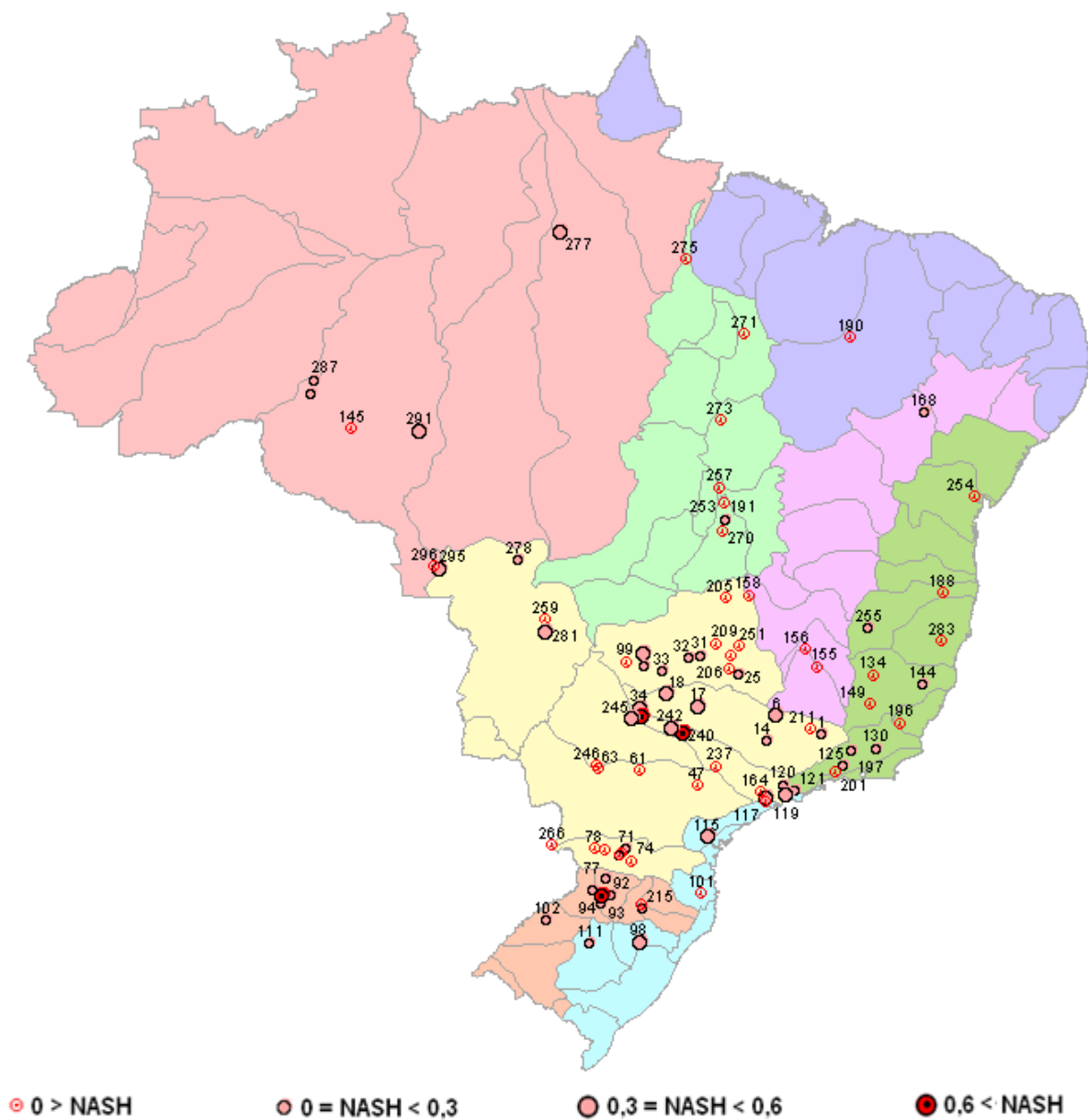
dos PB88 – Quebra Queixo (286) – Bacia Uruguai, PB45 – Pedra do Cavalo (254) – Atlântico Leste, PB82 – Salto Pilão (101) – Atlântico Sul, PB69 – Rosana (63) – Bacia Paraná.

Figura 5.27 – Valores do coeficiente de NASH na série de previsão de vazão mensal (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base



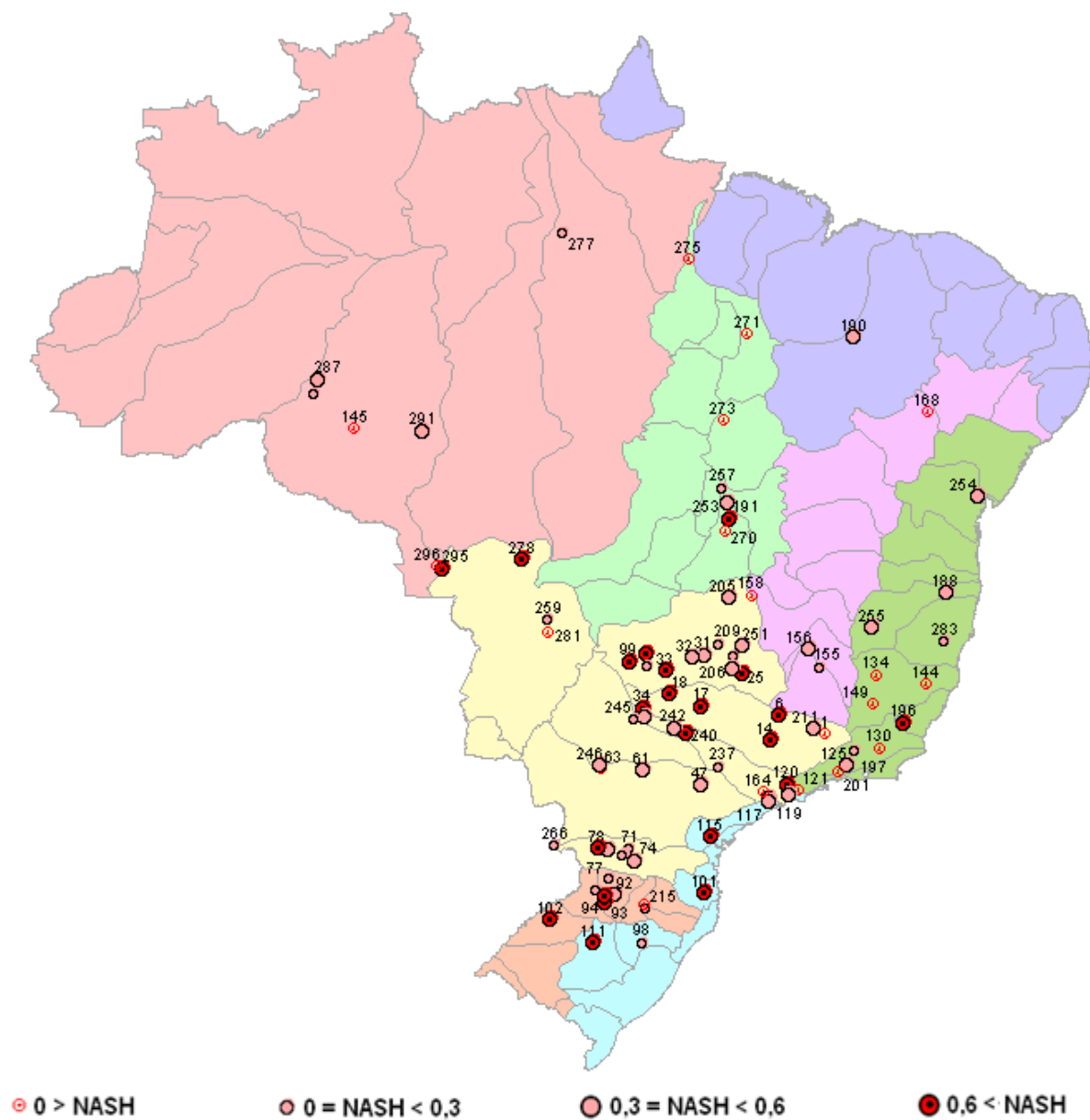
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.28 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base



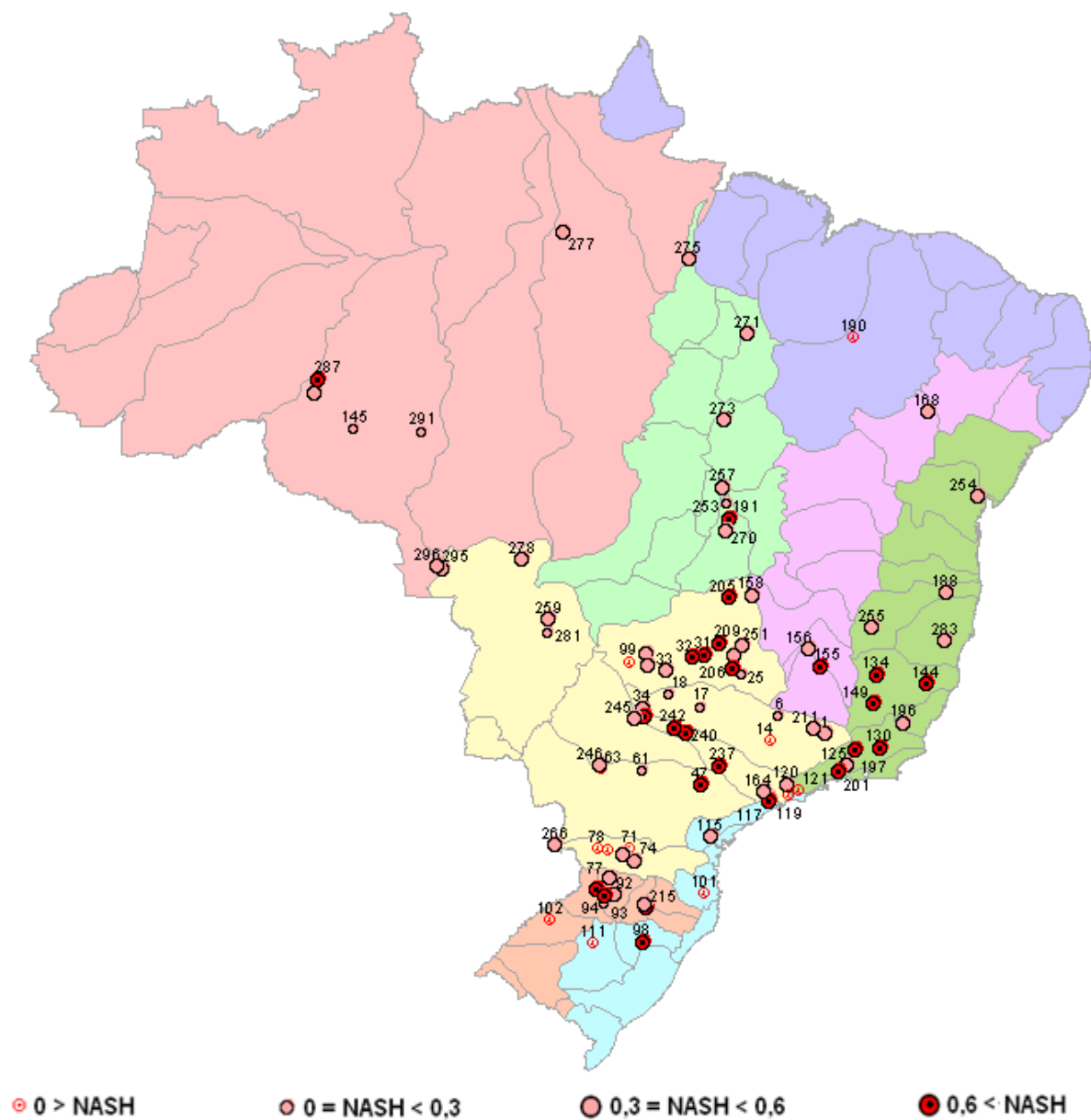
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.29 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de março, abril e maio (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.31 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor

5.2.4 Resultados Modelo 3 – CVZ/PARX1

5.2.4.1 Definição dos Modelos

Na determinação das regressões, de acordo com os meses do ano e os 88 Postos Base (PB's) em estudo, foram testados como variáveis explanatórias os índices contidos na matriz descrita a seguir.

Nas colunas de 1 a 11 localizam-se os dados de vazão padronizados entre 11 meses (lag11) a 1 mês (lag1) de antecedência, respectivamente.

As colunas 12 a 99 utilizam como variáveis exógenas os valores das vazões padronizadas dos outros PB's em estudo com um mês de antecedência, lag1, como apresentado abaixo. A numeração ao lado índice representa a coluna onde ele está localizado na matriz de índices.

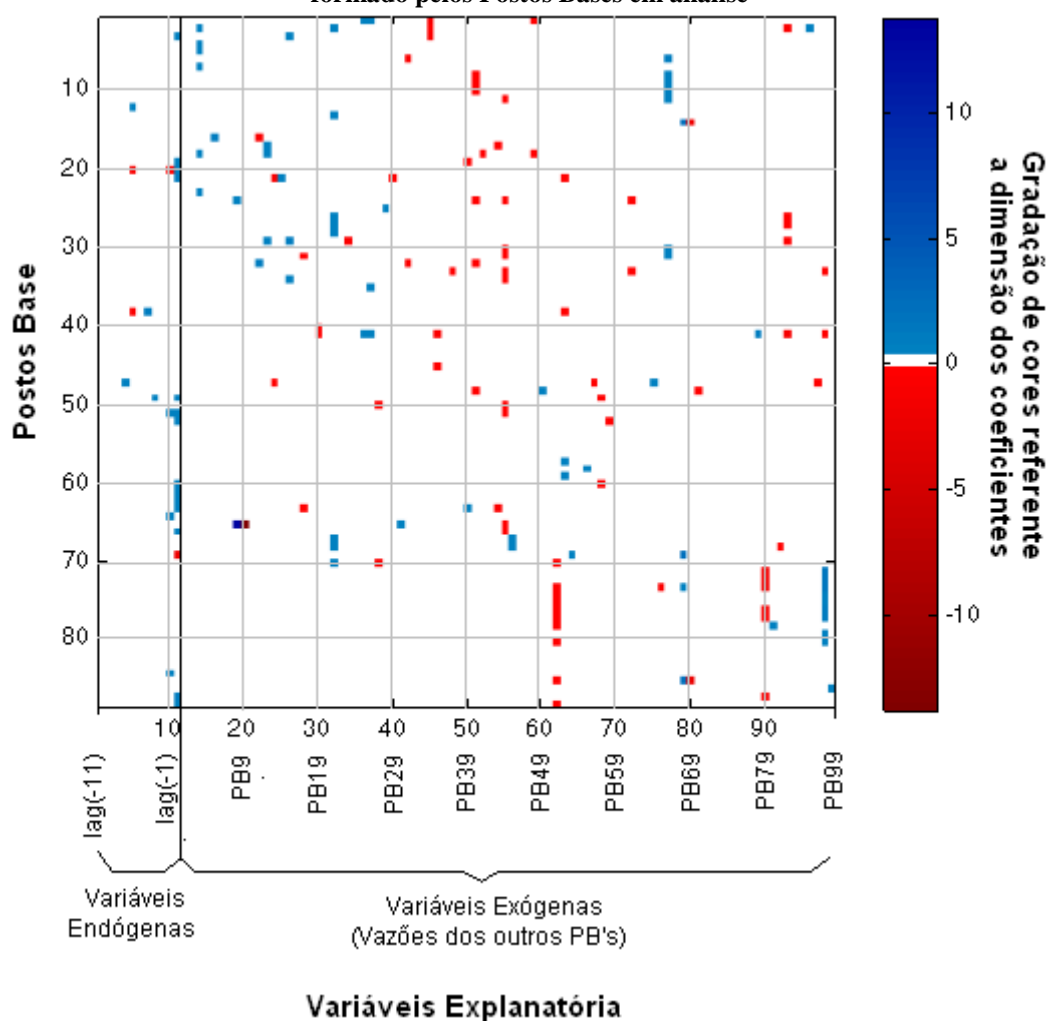
PB1(12), PB2(13), PB3(14), PB4(15), PB5(16), PB6(17), PB7(18), PB8(19), PB9(20), PB10(21), PB11(22), PB12(23), PB13(24), PB14(25), PB15(26), PB16(27), PB17(28), PB18(29), PB19(30), PB20(31), PB21(32), PB22(33), PB23(34), PB24(35), PB25(36), PB26(37), PB27(38), PB28(39), PB29(40), PB30(41), PB31(42), PB32(43), PB33(44), PB34(45), PB35(46), PB36(47), PB37(48), PB38(49), PB39(50), PB40(51), PB41(52), PB42(53), PB43(54), PB44(55), PB45(56), PB46(57), PB47(58), PB48(59), PB49(60), PB50(61), PB51(62), PB52(63), PB53(64), PB54(65), PB55(66), PB56(67), PB57(68), PB58(69), PB59(70), PB60(71), PB61(72), PB62(73), PB63(74), PB64(75), PB65(76), PB66(77), PB67(78), PB68(79), PB69(80), PB70(81), PB71(82), PB72(83), PB73(84), PB74(85), PB75(86), PB76(87), PB77(88), PB78(89), PB79(90), PB80(91), PB81(92), PB82(93), PB83(94), PB84(95), PB85(96), PB86(97), PB87(98) e PB88(99).

Utilizando a metodologia *stepwise* foram escolhidas as variáveis apresentadas na Figura 5.33(a,b), a matriz de cores neste gráfico representa o coeficiente (ou peso) de cada variável da regressão linear múltipla. A Figura 5.32 tem a função de balizar o entendimento da Figura 5.33. As variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensal para os 12 meses do ano e de cada um dos 88 PB's podem ser visualizados na Figura D.1(a,b,c).

Na totalidade dos modelos ($12 \times 88 = 1.056$) existe uma grande influência da variável autorregressiva de lag1 presente na maioria (45,9%) das regressões dos 88 PB's, as

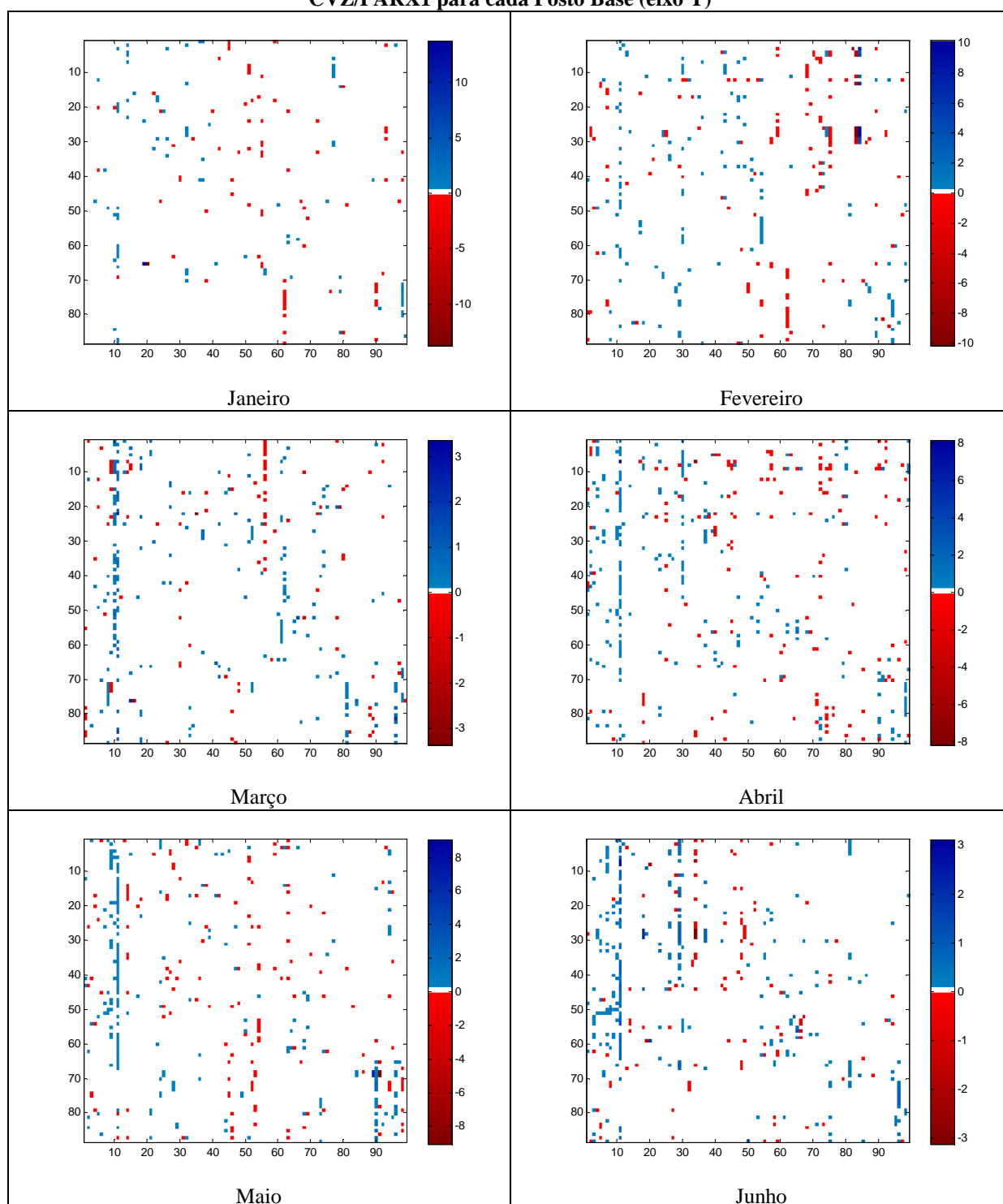
vazões mensais com lag2 aparecem em 15,2% da totalidade das equações, para a vazão com lag3 a frequência é de 11,8%. Percebe-se também um predomínio das variáveis autorregressivas entre os meses de abril e setembro, com sua maior influência no mês de maio.

Figura 5.32 – Modelo explicativo das Figuras 5.33(a,b) utilizando como base os resultados do mês de janeiro do Modelo 3 – CVZ/PARX1 onde no eixo X as variáveis explanatórias 1 a 11 são endógenas e as de 12 a 99 são exógenas formadas pelas vazões dos outros Postos Base. O eixo Y é formado pelos Postos Bases em análise



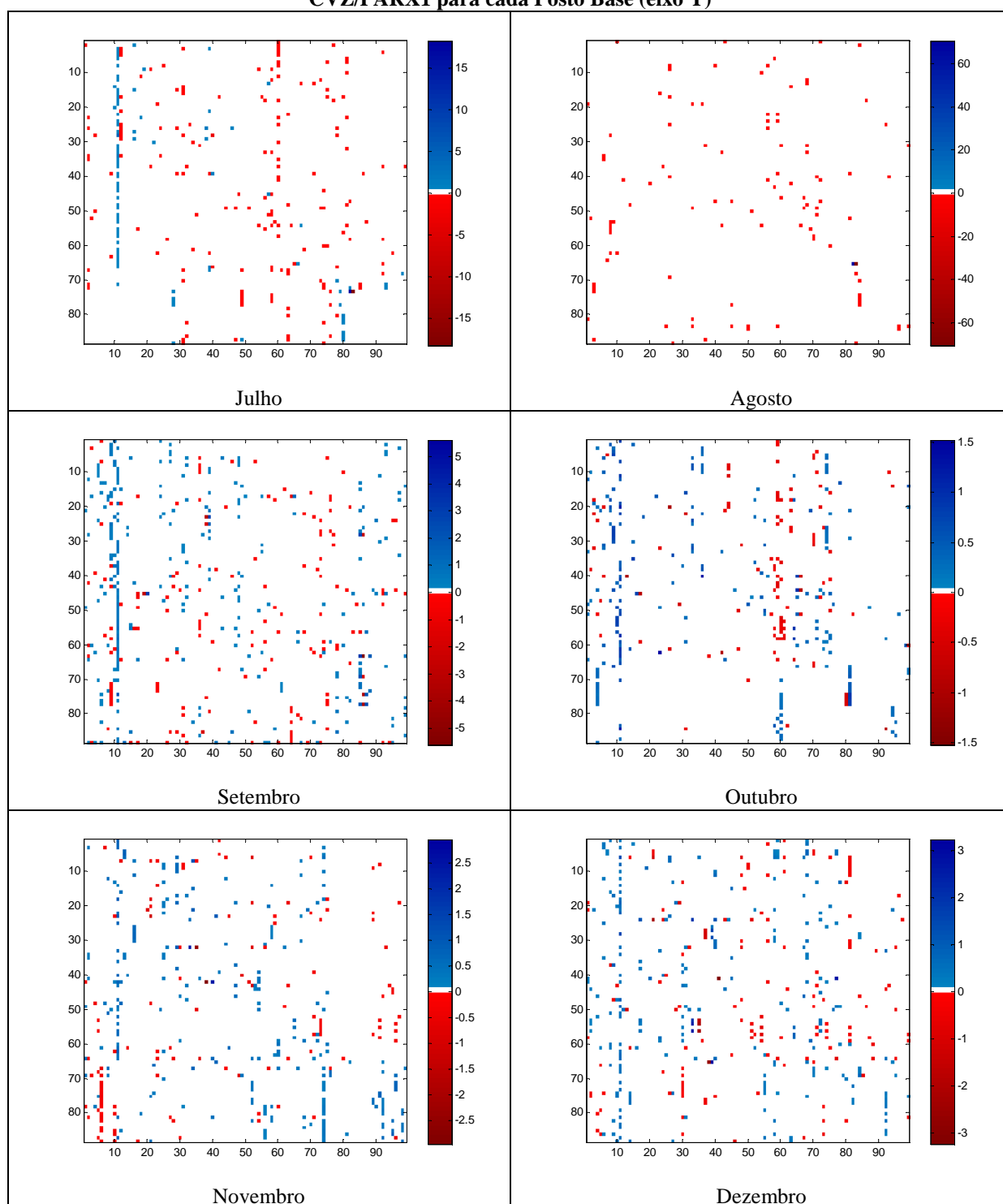
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.33(a) – Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo X) – 1 a 11 são endógenas e as de 12 a 99 são exógenas formadas pelas vazões dos outros Postos Base, utilizando o Modelo 3 – CVZ/PARX1 para cada Posto Base (eixo Y)



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.33(b) – Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo X) – 1 a 11 são endógenas e as de 12 a 99 são exógenas formadas pelas vazões dos outros Postos Base, utilizando o Modelo 3 – CVZ/PARX1 para cada Posto Base (eixo Y)



Fonte: Produção do próprio autor

Entre as variáveis exógenas podemos considerar como valores chave as séries dos Postos Base 63 e 70, estas apresentam a quarta maior frequência, 9,5% as equações, como $PB63_{(-1)}$ e $PB70_{(-1)}$. A influência destas variáveis não é concentrada no tempo, $PB63_{(-1)}$ aparece com mais frequência nas equações abril, julho, outubro, e novembro; já $PB70_{(-1)}$ possui maior frequência nos meses março, junho, agosto, outubro, e dezembro.

Em resumo as 10 variáveis mais utilizadas nas equações de regressão são: vazão lag1 – 45,9%, vazão lag2 – 15,2 %, vazão lag3 – 11,8%, $PB63_{(-1)}$ – 9,5%, $PB70_{(-1)}$ – 9,5%, $PB19_{(-1)}$ – 8,6%, vazão lag6 – 8,5%, vazão lag5 – 8,1%, vazão lag4 – 8,0 %, e $PB49_{(-1)}$ – 7,9%.

As regressões mensais dos PB's são formadas por até 26 variáveis. Em 56,5% destas regressões são necessárias entre uma e quatro variáveis para explicar a variabilidade do termo dependente da equação; em 70,6% são necessárias entre uma e cinco variáveis; e em 81,0% são necessárias entre uma e seis variáveis.

A maior quantidade de equações mensais possuem apenas três variáveis (18,8%); seguida por equações com quatro, duas e cinco variáveis com os percentuais de 16,7%, 14,5% e 14,1%, respectivamente. Verifica-se que 69 equações, 6,5% do total, possuem apenas uma variável e que duas equações, 0,2% do total, não possuem variáveis, logo não possuem regressões definidas.

Grupos com uso de 14, 16, 22, 26 variáveis só foram encontradas uma regressão para cada; apenas duas regressões fizeram uso de 17 variáveis; três regressões fizeram uso de 13 variáveis. Nenhuma regressão fez uso de um conjunto de 15, 17 a 21, e 23 a 25 variáveis. Portanto, mesmo com um grande número de variáveis disponíveis (99) o método *stepwise* funcionou bem, diminuindo ao máximo o número de variáveis, portanto podemos considerar, que na grande maioria dos casos, a parcimônia das equações pode ser verificada.

Entre os números de variáveis na regressão para os diferentes meses, verifica-se que o mês de maio é onde o maior número de regressões necessita de um grupo de seis variáveis, 18,3% das regressões dos 12 meses, seguido de julho com 14,7%; para o grupo com cinco variáveis os meses com maiores percentuais são os de junho com 12,8%, e outubro e abril, ambos com 10,1%; nas as equações com quatro variáveis, outubro e abril possuem 12,5% e 11,9%, respectivamente; já para as regressões com três variáveis o mês de fevereiro é o que possui o maior percentual (16,1%) e outubro o segundo maior com 10,6%; nas as equações com duas variáveis, março e janeiro possuem 16,3% e 13,7%, respectivamente; as

regressões com apenas uma variável são observadas com maiores frequências em janeiro (20,3%) e novembro (15,9%).

Devido à padronização dos valores de vazões podem-se gerar valores de vazão com sinal negativo o que mascara e/ou dificulta a análise por algumas métricas definidas no **Item 4.7** deste estudo. Portanto, nessa fase de calibração dos modelos utiliza-se apenas o coeficiente de Correlação (ver Figura D.2) e os valores do Erro Médio Absoluto – EMA (ver Figura D.3).

As melhores correlações se encontram nos modelos dos meses de abril, e entre junho e setembro. Os meses com maiores correlações médias são os de julho (93%), e junho, agosto e setembro com 89%. Para o mês de fevereiro, apesar do PB50 e PB64 não possuírem modelos de regressão a partir da metodologia e variáveis utilizadas, apresenta correlação média de 76%, igual ao mês de outubro e superior aos meses de dezembro e janeiro, 75% e 68%, respectivamente; tais meses apresentam as menores correlações médias. Em termos de PB's as menores correlações se apresentam nas bacias do Atlântico Sudeste e Tocantins-Araguaia para os meses o mês de janeiro; bacia do rio Paranapanema e Iguazu (bacia do Paraná) para o mês de março; bacia do rio Uruguai para os meses de setembro e outubro; e bacias do rio Iguazu (bacia do Paraná) para o mês de outubro.

O mês de fevereiro é o único mês que possui correlações nulas, em um total de dois PB's. Esta situação acontece quando na geração dos modelos nenhuma das variáveis disponíveis conseguem explicar, de forma estatisticamente significativa, o comportamento da variável que se deseja prever (ver Quadro 5.3). Em termos de previsão o tipo de modelo descrito consta somente da vazão média somada a componente aleatória do erro.

Avaliando a calibração dos modelos de regressão em termos de Erro Médio Absoluto – EMA observa-se que os menores valores EMA se encontram nos modelos dos meses de junho a setembro com média de 0,29. Os meses com menores erros são os de julho (0,24) e agosto (0,30). O período com maiores médias de EMA vai outubro a maio com média de 0,47. Os menores valores de EMA podem ser observados nos meses de janeiro (0,55), dezembro (0,49), março e outubro (0,48), e fevereiro (0,47).

Quadro 5.3 – Postos Base onde não foi possível à determinação de regressões estatisticamente significantes ($\alpha=5\%$) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
PB50												
PB64												

Fonte: Produção do próprio autor

5.2.4.2 Previsão de vazões

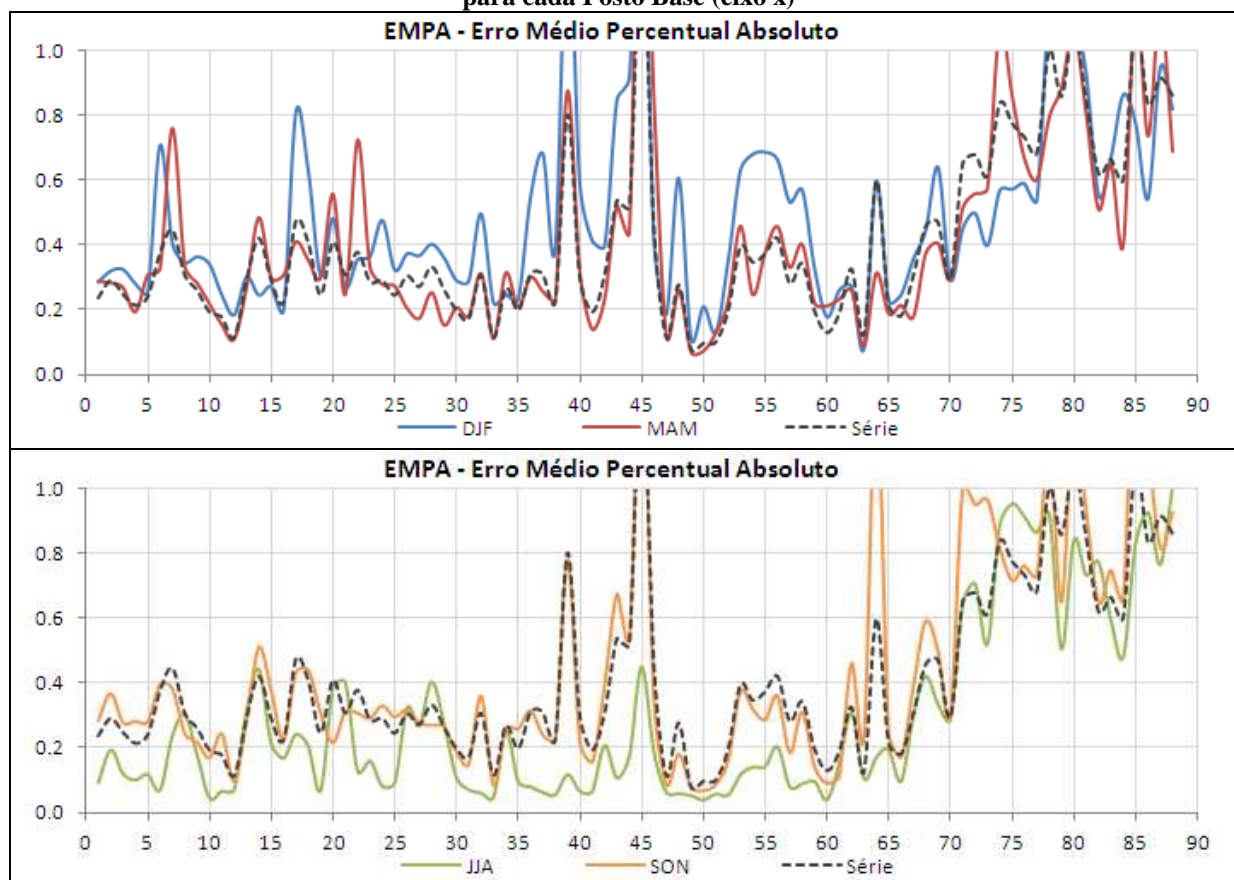
Nas análises de previsão de vazões foram utilizados os valores de vazões em sua escala natural e não na escala padronizada possibilitando a visualização dos valores reais e a correção dos valores negativos. Os valores negativos são substituídos por vazões nulas de acordo com a definição metodológica adotada para esse estudo. Como já discutido anteriormente os valores de vazões mensais previstas foram analisadas com as métricas utilizadas pela Operadora Nacional do Sistema que consta do Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA, coeficiente de NASH e Distância Multicritério – DM.

Como a previsão de vazões mensais foi realizada entre os anos de 1998 e 2003 (seis anos), a pequena quantidade de anos inviabilizaria o uso das métricas de análise dos resultados mês em mês, portanto optou-se por apresentar os resultados para toda a série de dados e separadamente para os meses de dezembro, janeiro e fevereiro (DJF); março, abril e maio (MAM); junho, julho e agosto (JJA); e setembro, outubro e novembro (SON). Com essas análises preservam-se as estatísticas gerais mensais e dos meses úmidos e secos. Assim, os valores de EMPA, NASH e DM são apresentados nas Figuras 5.34 a 5.36, respectivamente.

Observa-se na Figura 5.34 que o valor médio de EMPA da série de valores estimados é de 41% variando entre 8% e 138%. Para os valores dos períodos de DJF, MAM, JJA e SON as médias são de 49%, 42%, 29% e 44%, respectivamente. Verifica-se ainda que os valores de EMPA do PB45 – Pedra do Cavalo (localizada na região hidrográfica do Atlântico Leste) são sobremaneira elevados para série de vazões (138%) para os períodos de DJF (167%) e MAM (213%).

Para o período de DJF cabe menção do elevado valor de 144% para o EMPA do PB39 – Itapebi (localizada na região hidrográfica do Atlântico Leste) e 116% do PB78 – Itá (localizada na região hidrográfica do Uruguai).

Figura 5.34 – Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA (eixo y) para vazões observadas e estimadas (1997-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base (eixo x)



Fonte: Produção do próprio autor

O período MAM é o que possui maiores valores acima da unidade de EMPA como os PB's 74, 85 e 87. Os PB's representam os aproveitamentos hidroelétricos de Foz da Areia (108%), Barra Grande (117%) e Monjolinho (113%), o primeiro localiza-se na bacia do rio Iguaçu (Bacia do rio Paraná) e o restante na bacia do Uruguai.

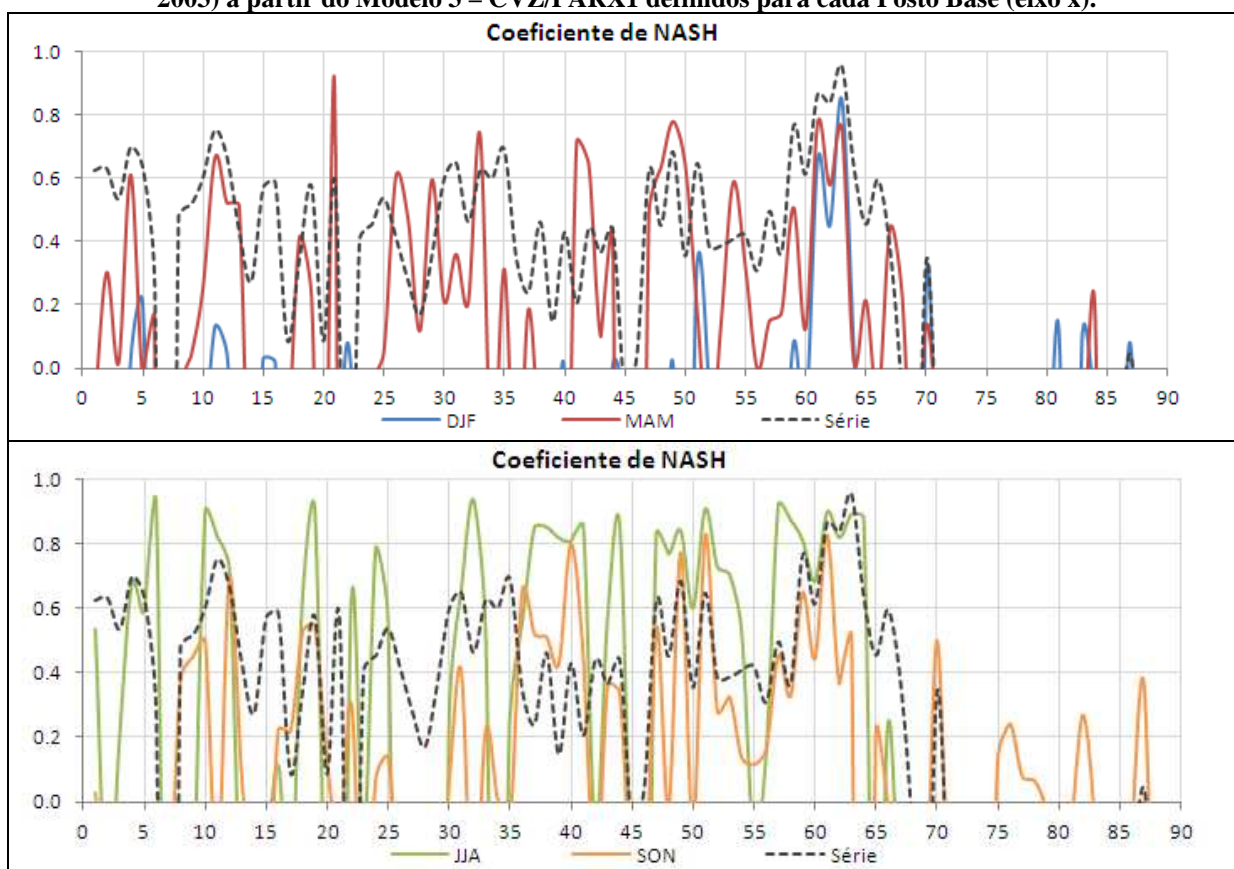
Para JJA o PB75 – Segredo localiza-se na bacia do rio Iguaçu, com valor de EMPA de 95%. Para o período de SON os PB's 64 – Dardanelos e 85 – Barra Grande, possuem valores de EMPA 132% e 154%, respectivamente, o primeiro está localizado no rio Amazonas e o segundo rio Uruguai.

Para todos os períodos em análise há um aumento pronunciado do Erro Médio Percentual Absoluto para os PB's entre 70 e 88, referentes às bacias do rio Iguaçu (bacia do Paraná) e Uruguai, as médias de EMPA para essas regiões são de 77% para a série de previsão, DJF 72%, MAM 74%, JJA 75% e SON 88%.

Usando como limite aceitável os valores de erro menores 50% constata-se que os PB's 6, 17 e 18, 36 e 37, 39 e 40, 43 a 45, 48, 53 a 58, 69, e 74 a 88 estão acima do aceitável para previsão de vazões DJF; para MAM os PB's 7, 20, 22, 39, 43, 45 e 46, 71 a 83, e 85 a 88; para JJA os PB's 71 a 83, e 85 a 88; para SON os PB's 1 a 13, 15 a 38, 40 a 42, 46 a 63, 65 a 67, e 70.

Analisando os coeficientes de NASH apresentados na Figura 5.35, percebe-se que o valor médio serial entre os PB's, é de 0,24, considerado relativamente baixo, com menores valores observados no PB7 e PB22 que possuem valores de -3,41 e -0,91, respectivamente. Para os valores dos diferentes períodos e PB's a variabilidade é muito grande; o valor médio para o período de DJF é de -0,48 variando entre -3,60 para o PB69 e 0,85 para o PB63; para MAM o valor médio é de -0,39 variando entre -20,39 para o PB7 e 0,78 para o PB49; para JJA o valor médio é de -0,20 variando entre -8,11 para o PB28 e 0,94 para o PB32; e para SON o valor médio é de 0,01 variando entre -4,38 para o PB64 e 0,83 para o PB61.

Figura 5.35 – Valores de coeficiente de NASH (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base (eixo x).

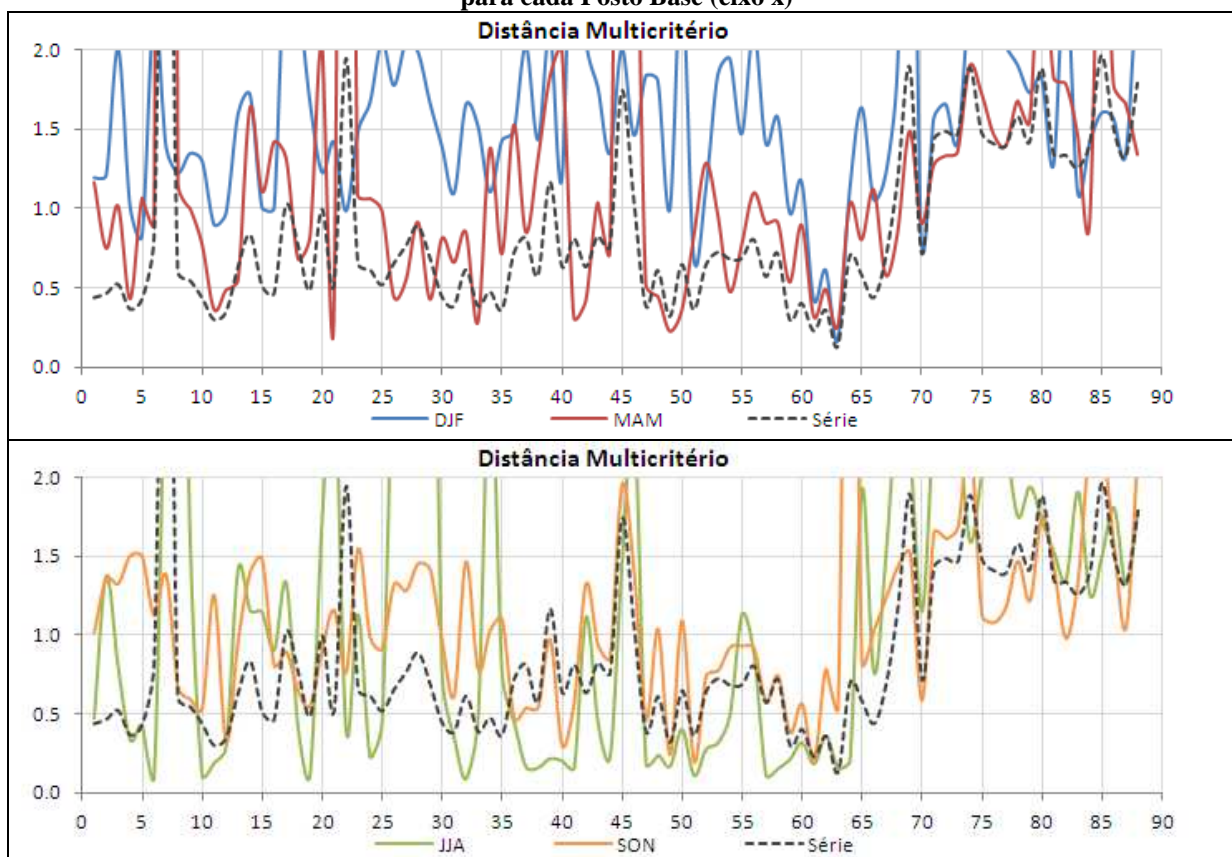


Fonte: Produção do próprio autor

Coefficientes de NASH negativos significam que a regressão utilizada para determinação de valores de previsão é menos eficiente que o uso da média histórica de longo período, tal situação são apresentadas para o período DJF nos PB's 1 a 3, 6 a 10, 13 e 14, 17 a 21, 23 e 43, 45 e 48, 50, 52 e 58, 60, 65 e 69, 71 a 80, 82, 84 a 86, e 88; para MAM nos PB's 1, 5, 7 e 8, 14 a 17, 20, 22 a 24, 34, 36, 38 a 40, 45 e 46, 52, 56, 66, 69, 71 a 83, e 85 a 88; para JJA nos PB's 2, 7 a 9, 13 a 15, 17, 20 e 21, 23, 26 a 29, 34, 42, 45 e 46, 55, 65, 67 a 88; para SON nos PB's 2 a 7, 11, 14 e 15, 21, 23, 26 a 29, 32, 35, 42, 45 e 46, 48, 50, 64, 66 a 69, 71 a 74, 79 a 81, 83 a 86 e 88.

De acordo com o Operador Nacional do Sistema (ONS), o coeficiente Distância Multicritério – DM tem como objetivo evitar interpretações conflitantes e/ou subjetivas. Este utiliza de forma agregada os coeficientes de NASH e EMPA, onde quanto mais próximo de zero o DM melhor é o modelo. Observa-se que a Figura 5.36 apresenta uma média serial é de 0,88 variando entre 0,13 e 4,43.

Figura 5.36 – Valores do coeficiente Distância Multicritério – DM (eixo y) a partir das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base (eixo x)



Fonte: Produção do próprio autor

Para os valores dos diferentes períodos e PB's a variabilidade é muito grande; o valor médio para o período de DJF é de 1,59 variando entre 0,17 para o PB63 e 4,64 para o PB69; para MAM o valor médio é de 1,47 variando entre 0,23 para o PB50 e 21,40 para o PB7; para JJA o valor médio é de 1,26 variando entre 0,09 para o PB32 e 9,12 para o PB28; e para SON o valor médio é de 1,12 variando entre 0,20 para o PB51 e 5,54 para o PB64.

Usando como limite aceitável os valores com DM abaixo da unidade verifica-se que os PB's 1 a 4, 6 a 10, 13 a 21, 23 a 48, 50, 52 a 58, 60, 64 a 69, 71 a 88, estão acima do aceitável para previsão de vazões DJF; para MAM os PB's 1, 3, 5, 7 a 9, 14 a 17, 20, 22 a 24, 34, 36, 38 a 40, 43, 45 a 46, 52, 56, 64, 66, 69, 71 a 83, e 85 a 88; para JJA os PB's 2, 7 a 9, 13 a 15, 17, 20 e 21, 23, 26 a 29, 34, 42, 45 e 46, 55, 65, 67 a 88; para SON os PB's 1 a 7, 11, 14 e 15, 21, 23, 26 a 29, 32, 34 e 35, 42, 45 e 46, 48, 50, 64, 66 a 69, 71 a 81, 83 a 88.

O coeficiente DM é interessante para comparação entre modelos, o que será feito no fim desta tese. Para análise da capacidade de previsão de vazão de um modelo acredita-se que a métrica mais aconselhável é a do coeficiente de NASH. Portanto, as Figuras 5.37 a 5.41 apresentam a distribuição espacial dos coeficientes de NASH em todos os PB's para a série completa de validação e para os períodos DJF, MAM, JJA e SON.

Para as Figuras 5.37 a 5.41, avalia-se que de uma forma geral os meses de DJF possuem uma baixíssima previsibilidade com regressões ineficientes, tornando-se mais aconselhável fazer-se uso de vazões médias de longo período. A exceção é feita apenas para estações PB27 – Promissão (240), PB28 – Nova Avanhandava (242) e PB29 – Três Irmão (243), localizadas na bacia do rio Tietê (Bacia do Paraná).

Para os meses de MAM a capacidade de previsão aumenta sutilmente para uma maior área pertencente na bacia do Paraná, com exceção feita a sua região noroeste. As regiões dos rios Amazonas, Tocantins-Araguai, Atlântico Sudeste e norte do Atlântico Sul permanecem com baixíssima previsibilidade.

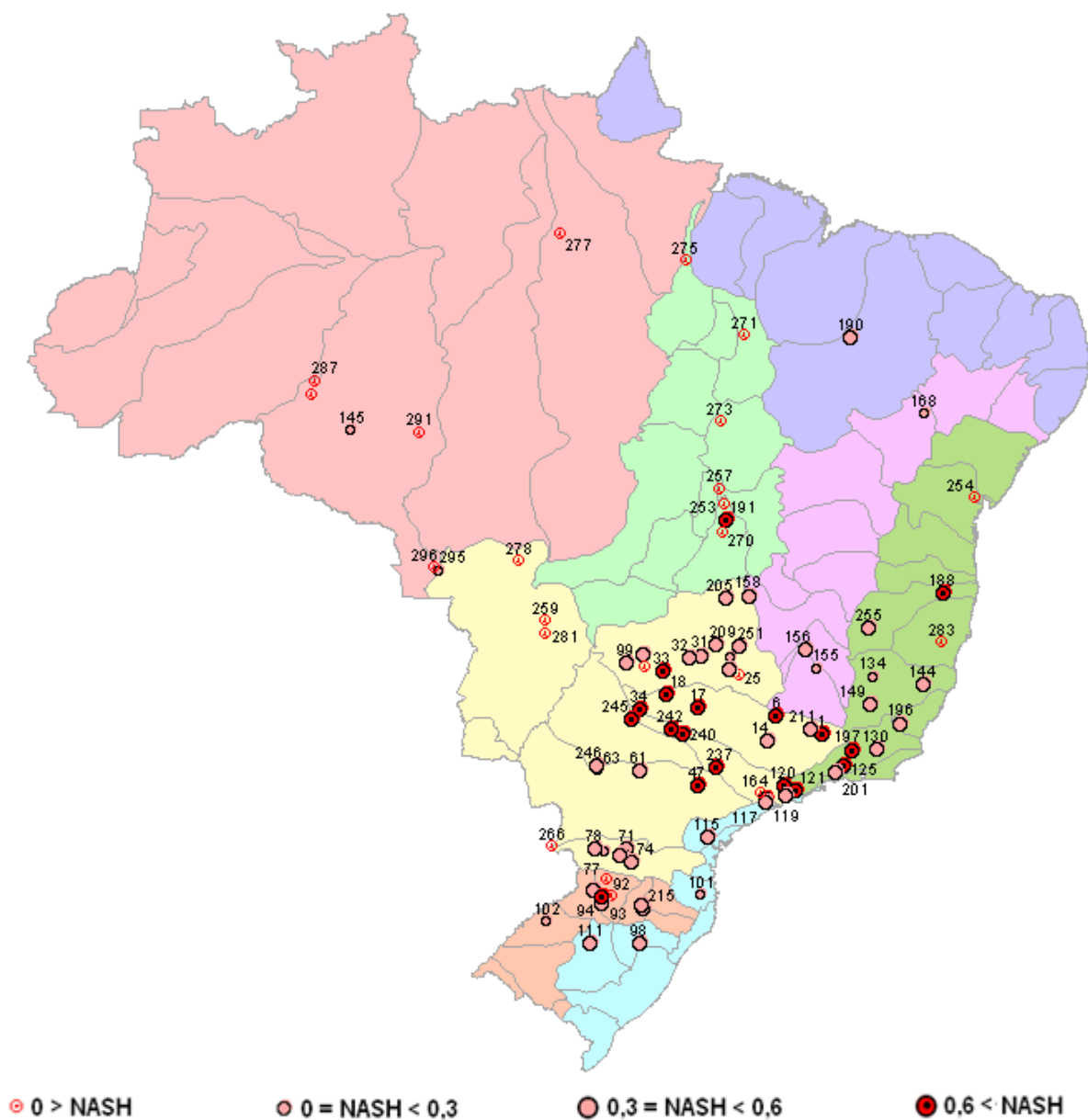
Já nos meses de JJA a mudança é bastante drástica, no entanto permanece uma disparidade bastante pronunciada nas diferentes regiões de acordo com os coeficientes de NASH. Assim, podemos observar bons resultados na região centro-leste da bacia do rio Paraná, Atlântico Sudeste e norte da Bacia do Uruguai. Enquanto noroeste e norte da bacia do Paraná, região do Amazonas e Araguaia-Tocantins permanecem com valores de NASH abaixo de zero.

No período de SON a previsibilidade começa a cair novamente. A distribuição espacial dos coeficientes de NASH continua a mesma da apresentada no período de JJA, mas a capacidade preditiva destes PB's diminui consideravelmente.

Ainda com relação ao coeficiente de NASH, apresentam-se os ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados para os quatro PB's com melhores valores (ver Figura D.4) do coeficiente de NASH e os PB's com menores valores de NASH (ver Figura D.5).

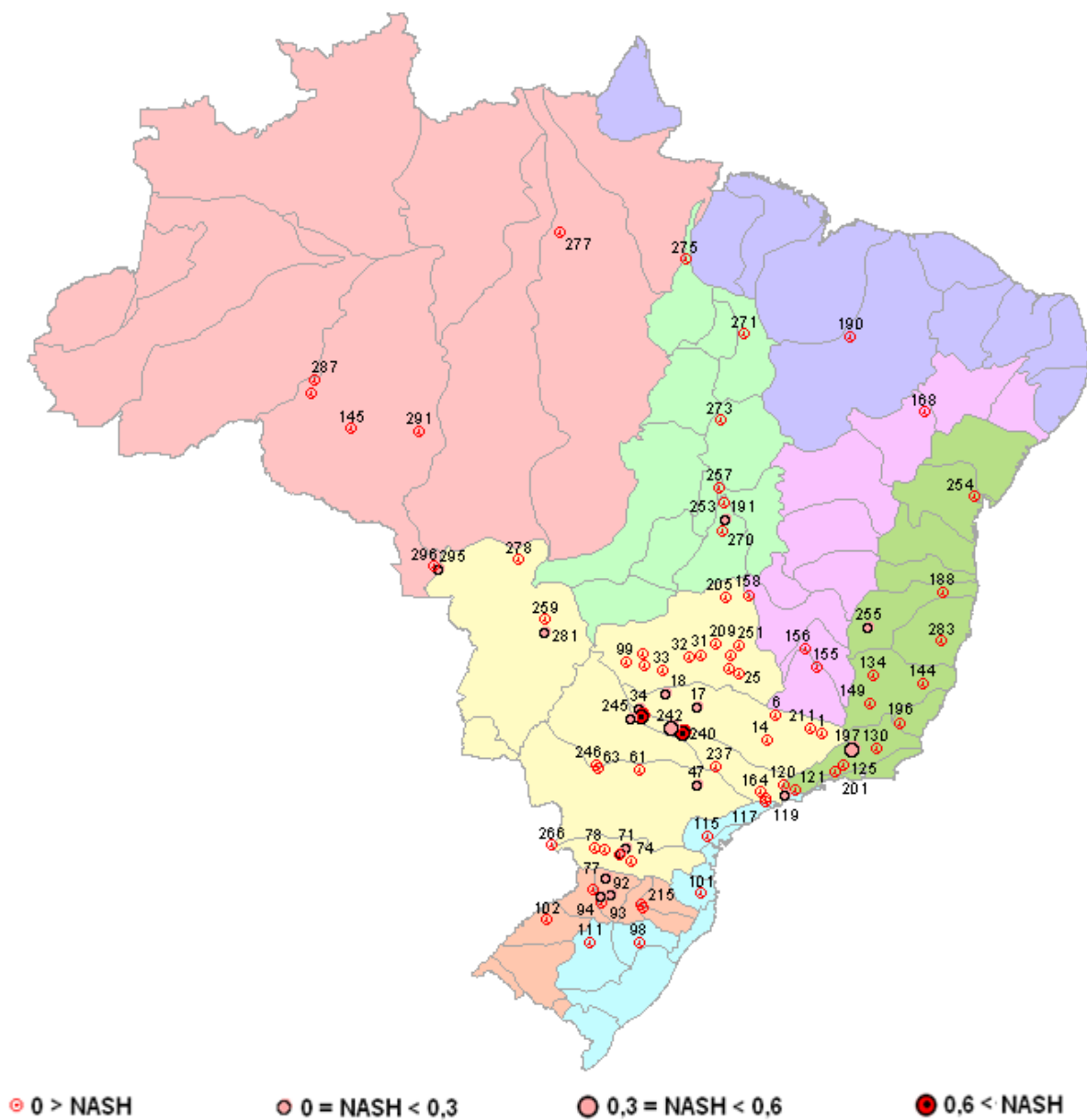
Os maiores valores de NASH podem ser observados no PB63 – Santo Antônio (287), PB61 – Curuá-Una (277), e PB62 – Samuel (279) – Bacia Amazonas; e PB59 – Tucuruí (275) – Bacia Tocantins-Araquáia. Já os menores são os dos PB7 – Nova Ponte (25) e PB22 – Corumbá IV – Bacia do Paranaíba (Bacia do Paraná), PB69 – Rosana (63) – Bacia do Parapanema (Bacia Paraná) e PB74 – Foz do Areia (74) – Bacia do Iguaçu (Bacia Paraná).

Figura 5.37 – Valores do coeficiente de NASH na série de previsão de vazão mensal (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base



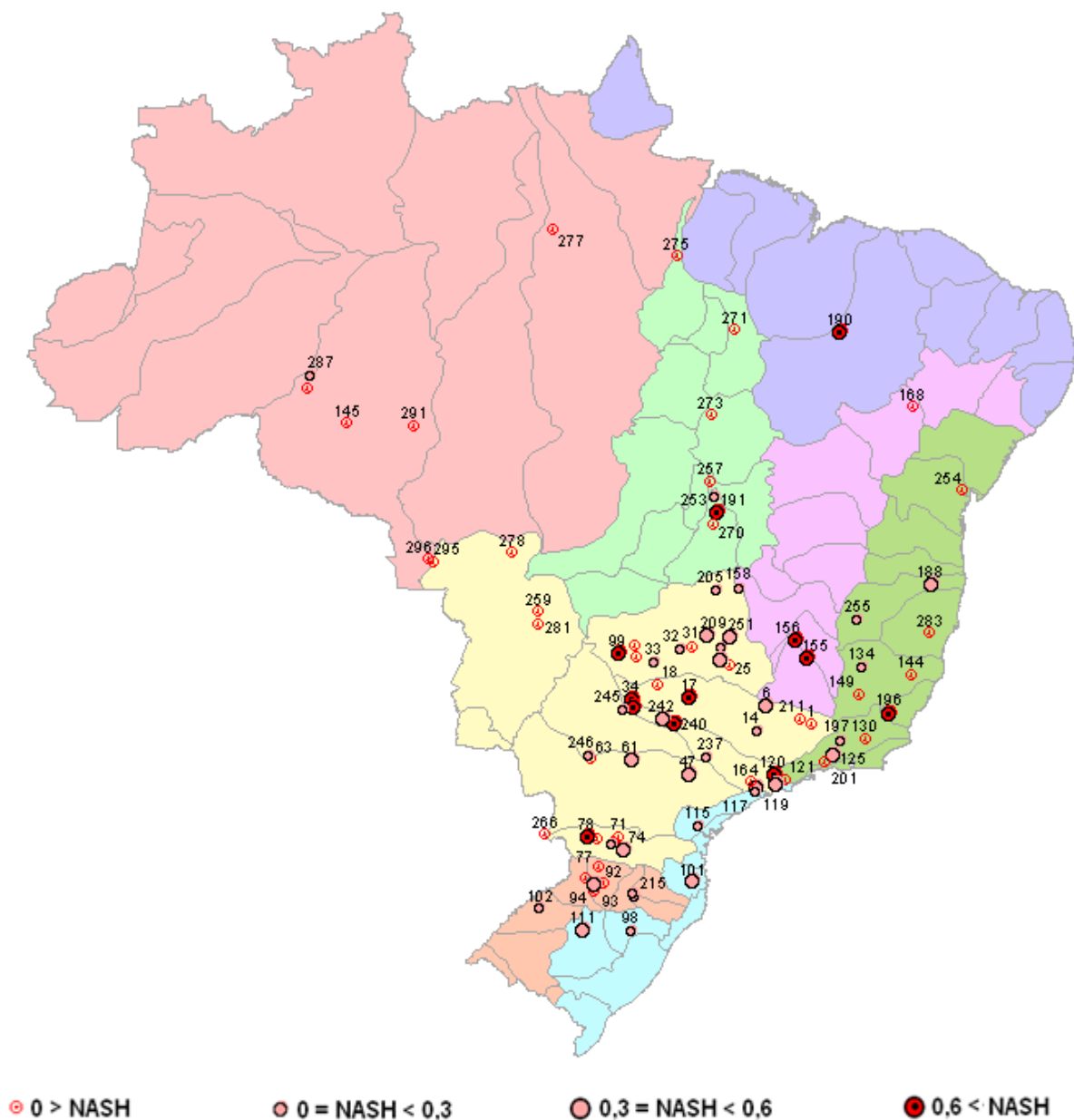
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.38 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base



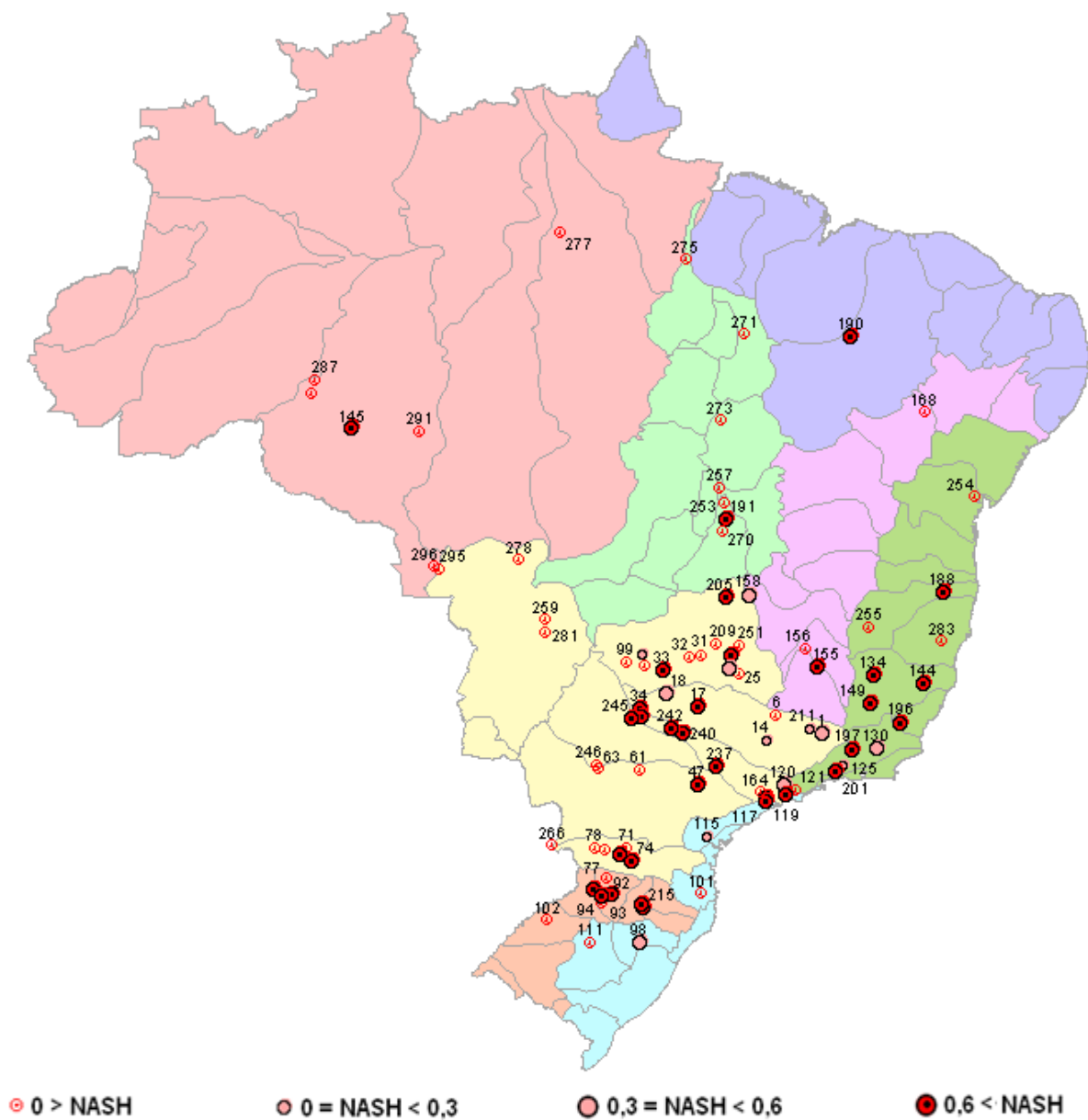
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.39 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de março, abril e maio (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base



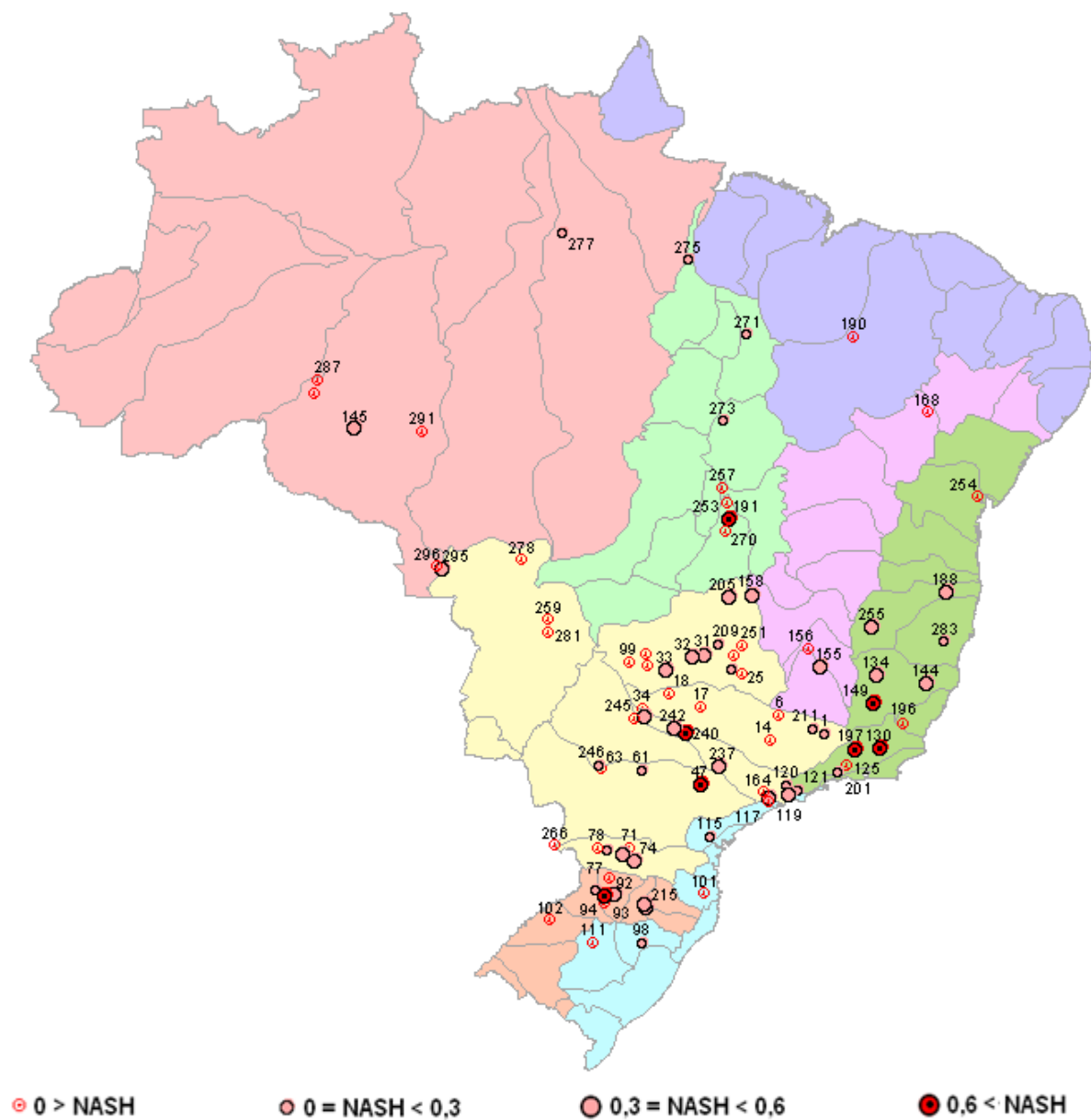
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.40 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.41 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor

5.2.5 Resultados Modelo 4 – CVZ/PARX2

5.2.5.1 Definição dos Modelos

Na determinação das regressões, de acordo com os meses do ano e os 88 Postos Base (PB's) em estudo, foram testados como variáveis explanatórias os índices contidos na matriz descrita a seguir:

Nas colunas de 1 a 11 localizam-se os dados de vazão padronizados entre 11 meses (lag11) a 1 mês (lag1) de antecedência, respectivamente.

As colunas 12 a 38 utilizam os índices climáticos com lag1 de antecedência como apresentado abaixo. A numeração ao lado índice representa a coluna onde ele está localizado na matriz de índices.

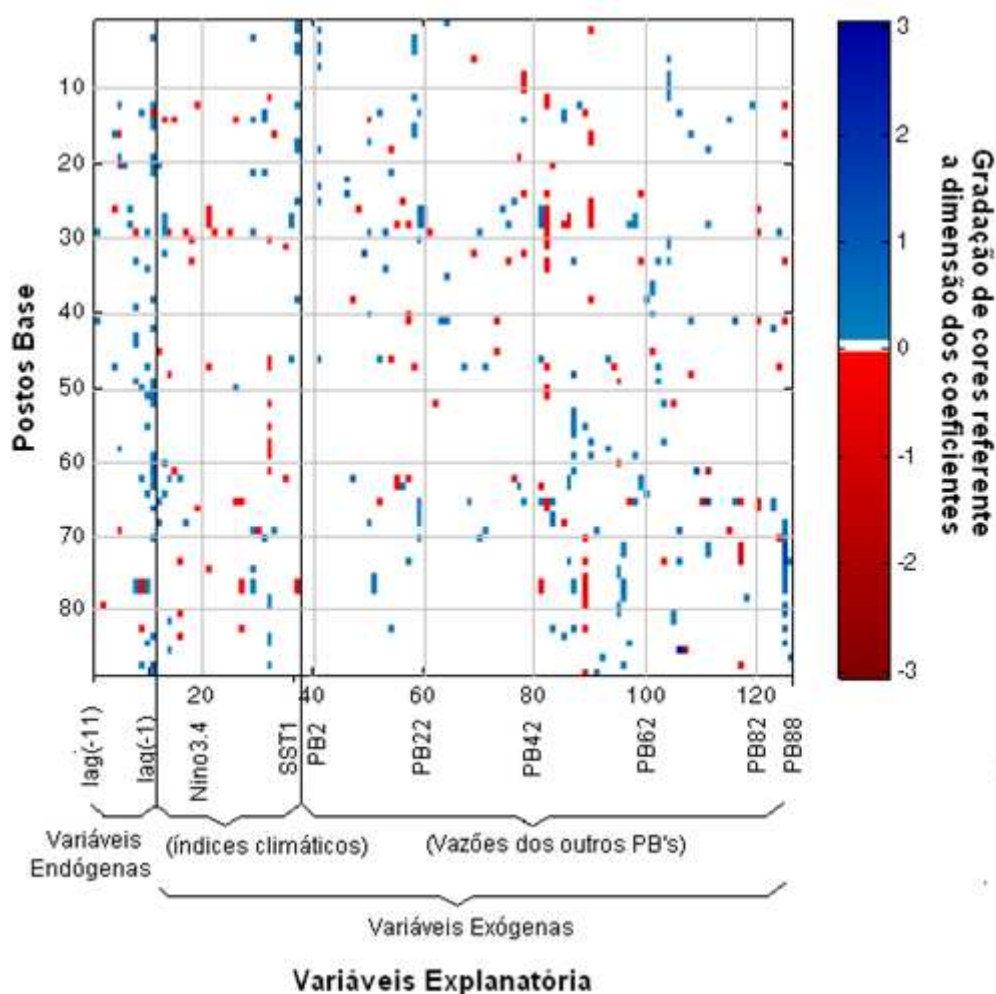
SOI(12), CAR(13), NTA(14), PNA(15), NAO(16), MEI(17), Nino₃(18), Nino₁₊₂(19), Nino_{3,4}(20), Nino₄(21), NP(22), ONI(23), TNA(24), TSA(25), QBO(26), PDO(27), BEST(28), PW(29), TP(30), NOI(31), TNI(32), AMO(33), ASBM(34), ZW1(35), ZW2(36), ZW3(37), SST1(38).

Já as colunas 39 a 126 utilizam como variáveis exógenas os valores das vazões padronizadas dos outros PB's em estudo com um mês de antecedência, lag1, como apresentado abaixo. A numeração ao lado índice representa a coluna onde ele está localizado na matriz de índices.

PB1(39), PB2(40), PB3(41), PB4(42), PB5(43), PB6(44), PB7(45), PB8(46), PB9(47), PB10(48), PB11(49), PB12(50), PB13(51), PB14(52), PB15(53), PB16(54), PB17(55), PB18(56), PB19(57), PB20(58), PB21(59), PB22(60), PB23(61), PB24(62), PB25(63), PB26(64), PB27(65), PB28(66), PB29(67), PB30(68), PB31(69), PB32(70), PB33(71), PB34(72), PB35(73), PB36(74), PB37(75), PB38(76), PB39(77), PB40(78), PB41(79), PB42(80), PB43(81), PB44(82), PB45(83), PB46(84), PB47(85), PB48(86), PB49(87), PB50(88), PB51(89), PB52(90), PB53(91), PB54(92), PB55(93), PB56(94), PB57(95), PB58(96), PB59(97), PB60(98), PB61(99), PB62(100), PB63(101), PB64(102), PB65(103), PB66(104), PB67(105), PB68(106), PB69(107), PB70(108), PB71(109), PB72(110), PB73(111), PB74(112), PB75(113), PB76(114), PB77(115), PB78(116), PB79(117), PB80(118), PB81(119), PB82(120), PB83(121), PB84(122), PB85(123), PB86(124), PB87(125) e PB88(126).

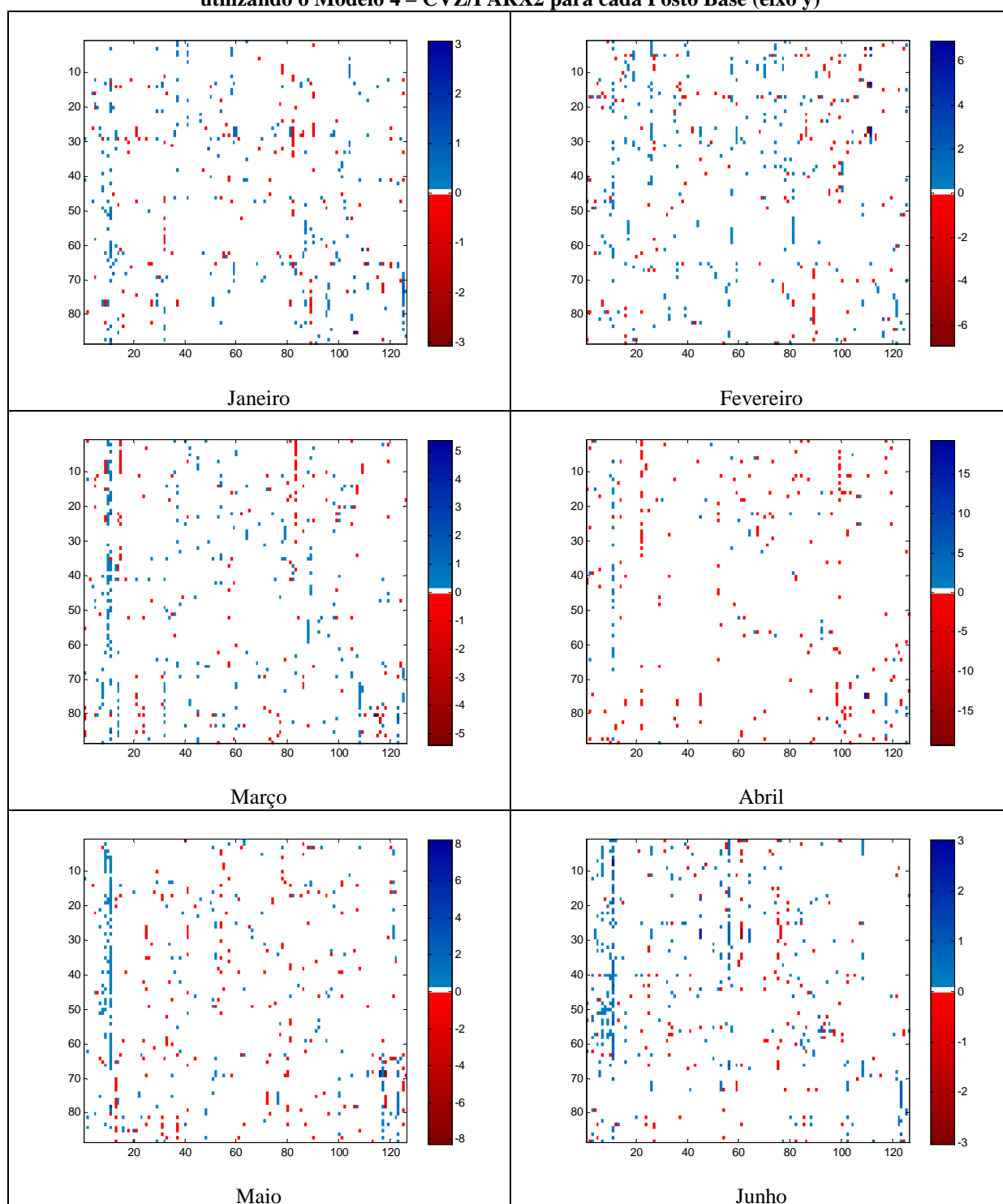
Utilizando a metodologia *stepwise* foram escolhidas as variáveis apresentadas na Figura 5.43(a,b), a matriz de cores neste gráfico representa o coeficiente (ou peso) de cada variável da regressão linear múltipla. A Figura 5.42 tem a função de balizar o entendimento da Figura 5.43. As variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensal para os 12 meses de cada um dos 88 PB's podem ser visualizados na Figura E.1(a,b,c,d).

Figura 5.42 – Modelo explicativo das Figuras 5.43(a,b) utilizando como base os resultados do mês de janeiro do Modelo 4 – CVZ/PARX2 onde no eixo X as variáveis explanatórias 1 a 11 são endógenas e as exógenas são formadas por Índices Climáticos de 12 a 38 e por vazões dos outros Postos Base de 39 a 126. O eixo Y é formado pelos Postos Bases em análise



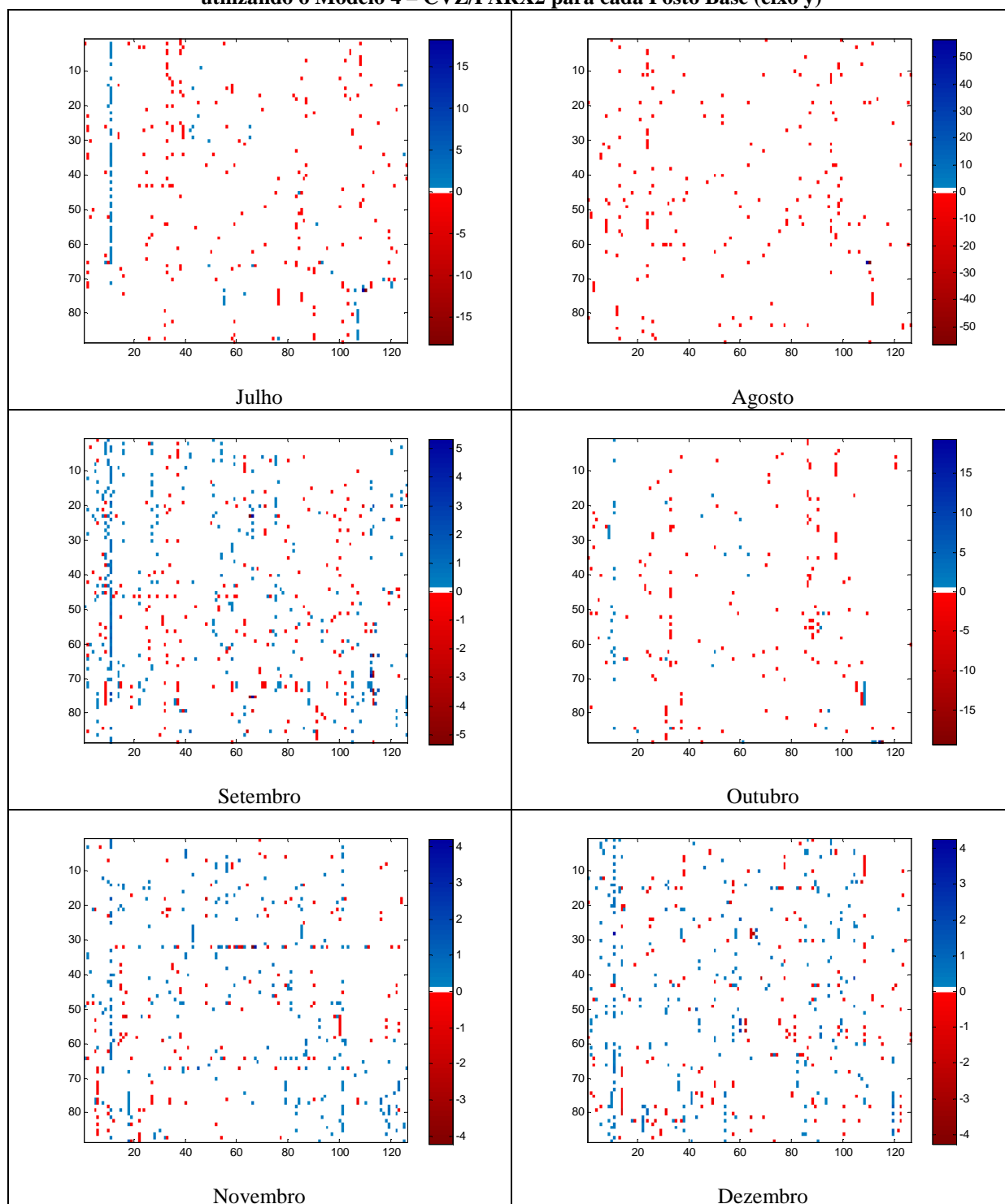
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.43(a) – Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo x), de 1 a 11 são endógenas e as exógenas são formadas por índices climáticos de 12 a 38 e por vazões do outros Postos Base de 39 a 126, utilizando o Modelo 4 – CVZ/PARX2 para cada Posto Base (eixo y)



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.43(b) – Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo x), de 1 a 11 são endógenas e as exógenas são formadas por índices climáticos de 12 a 38 e por vazões do outros Postos Base de 39 a 126, utilizando o Modelo 4 – CVZ/PARX2 para cada Posto Base (eixo y)



Fonte: Produção do próprio autor

Na totalidade dos modelos ($12 \times 88 = 1.056$) existe uma grande influência da variável autorregressiva de lag1 presente na maioria (46,5%) das regressões dos 88PB's, as vazões mensais com lag2 aparecem em 16,9% da totalidade das equações, para a vazão com lag3 a frequência é de 12,5%. Percebe-se também uma maior influência das variáveis autorregressivas entre os meses de abril e setembro, com sua predominância no mês de agosto.

Entre as variáveis climáticas a mais comum é o índice $TNI_{(-1)}$ (Trans-NINO) compondo 9,1% das equações; a sua distribuição temporal não é muito concentrada, sendo mais frequente nos meses janeiro, fevereiro, março, agosto, e outubro. O segundo índice climático mais utilizado é o $AMO_{(-1)}$ (Oscilação Atlântica Multidecadal) com 8,5% apresentando uma distribuição temporal não muito concentrada, mais utilizadas no meses de maio, julho, e outubro.

Entre as variáveis exógenas relacionadas as vazões dos outros PB's, podemos considerar como valores chave as séries de vazões padronizadas do $PB70_{(-1)}$, $PB63_{(-1)}$ e $PB19_{(-1)}$, onde cada um compõem 9,6%, 8,9% e 8,8% das equações, respectivamente. A influência destas variáveis não é concentrada no tempo, $PB70_{(-1)}$ aparece com mais frequência no segundo semestre do ano nas equações de março, junho, julho, agosto, outubro, e dezembro; já o $PB63_{(-1)}$ possui maior frequência nos meses abril, julho, outubro e dezembro; e o $PB19_{(-1)}$ possui maior frequência nos meses fevereiro, abril, e dezembro.

Em resumo as 10 variáveis mais utilizadas nas equações de regressão são: vazão lag1 – 46,5%, vazão lag2 – 16,9 %, vazão lag3 – 12,5%, $PB70_{(-1)}$ – 9,6%, $TNI_{(-1)}$ – 9,1%, vazão lag4 – 9,0 %, $PB63_{(-1)}$ – 8,9%, $PB19_{(-1)}$ – 8,8%, $AMO_{(-1)}$ – 8,5%, e vazão lag6 – 8,3%.

Nas regressões mensais dos PB's são formadas por até 35 variáveis. Em 52,4% destas regressões são necessárias entre uma e cinco variáveis para explicar o comportamento do termo dependente da equação, em 62,9% são necessárias entre uma e seis variáveis, em 74,2% são necessárias entre uma e sete variáveis, e em 80,8% são necessárias entre uma e oito variáveis.

A maior quantidade de equações mensais possui apenas quatro variáveis 14,4%, seguida por equações com cinco, três e sete variáveis com os percentuais de 13,4%, 12,8% e 11,4%, respectivamente. Verifica-se que 85 equações, 8,0% do total, possuem duas variáveis; que 40 equações, 3,8% do total, possuem apenas uma variável; e que duas equações (0,2%) não possuem variáveis, logo não possuem regressões definidas.

Apenas quatro equações, uma para cada grupo, fizeram uso de 24, 29, 32 e 35 variáveis; um número de três regressões fez uso de 20 a 22 variáveis; e uma regressão fez uso de 19 variáveis. Nenhuma regressão fez uso de um conjunto entre 23, 25 a 28, 30 a 31, e 33 a 34 variáveis. Portanto, mesmo com um grande número de variáveis disponíveis (126) o método *stepwise* funcionou bem, diminuindo ao máximo o número de variáveis, portanto podemos considerar que na maioria dos casos a parcimônia das equações pode ser verificada, pois em mais de 50% das equações a explicação da variabilidade das vazões utilizou de um a cinco variáveis.

Entre os números de variáveis na regressão para os diferentes meses, verifica-se que: os meses de maio, setembro, e dezembro são onde maior número de regressões necessita de sete variáveis com 18,2%, 14,8% e 18,2%, respectivamente, das regressões dos 12 meses; para seis variáveis, o mês com maior percentual é o de julho com 15,9%; com cinco variáveis os meses com maiores percentuais são encontrados em fevereiro (20,5%), julho (15,9%), agosto (21,6%), e outubro (20,5%); os meses de março, abril, e novembro são os que mais fazem uso de regressões com quatro variáveis com valores de 21,6%, 18,2%, 19,3%, respectivamente; janeiro e junho possuem valores de 20,5% e 13,6% para equações de três variáveis; e o mês de março é o que mais faz uso de equações com duas variáveis.

Devido à padronização dos valores de vazões podem-se gerar valores de vazão com sinal negativo o que mascara e/ou dificulta a análise por algumas métricas definidas na **Item 4.7** deste estudo. Portanto, nessa fase de calibração dos modelos utiliza-se apenas o coeficiente de Correlação (ver Figura E.2) e os valores do Erro Médio Absoluto – EMA (ver Figura E.3).

As melhores correlações se encontram nos modelos dos meses de abril a setembro com média 91%. Os meses com maiores correlações médias são o de julho (94%), e maio, agosto e setembro com 91%. Para o mês de fevereiro, apesar do PB50 e PB64 não possuírem modelos de regressão a partir da metodologia e variáveis utilizadas, apresenta correlação média de 81% igual ao mês de fevereiro; inferior em apenas 1% do mês de outubro; superior aos meses de dezembro e janeiro, 79% e 72%, respectivamente, tais meses apresentam as menores correlações médias. Em termos de PB's as menores correlações se apresentam nas bacias do Atlântico Sudeste para os meses o mês de janeiro; bacia do rio Uruguai para julho e setembro; bacias do rio Iguaçu (bacia do Paraná) para o mês de agosto; bacia do São

Francisco, Atlântico Sudeste e bacia do Uruguai para outubro; bacia do São Francisco e Atlântico Sudeste para novembro; bacia do Atlântico Sudeste para dezembro.

O mês de fevereiro é o único mês que possui correlações nulas, em um total de dois PB's. Esta situação acontece quando na geração dos modelos nenhuma das variáveis disponíveis conseguem explicar, de forma estatisticamente significativa, o comportamento da variável que se deseja prever (ver Quadro 5.4). Em termos de previsão o tipo de modelo descrito consta somente da vazão média somada a componente aleatória do erro.

Avaliando a calibração dos modelos de regressão em termos de Erro Médio Absoluto – EMA observa-se que os menores valores EMA se encontram nos modelos dos meses de maio a setembro com média de 0,27. Os meses com menores erros são os de julho (0,23) e agosto (0,27). O período com maiores médias de EMA vai outubro a março com média de 0,45. Os piores valores de EMA podem ser observados nos meses de janeiro (0,50), dezembro (0,45), março e novembro (0,43), e fevereiro (0,42).

Quadro 5.4 – Postos Base onde não foi possível à determinação de regressões estatisticamente significantes ($\alpha=5\%$) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
PB50												
PB64												

Fonte: Produção do próprio autor

5.2.5.2 Previsão de vazões

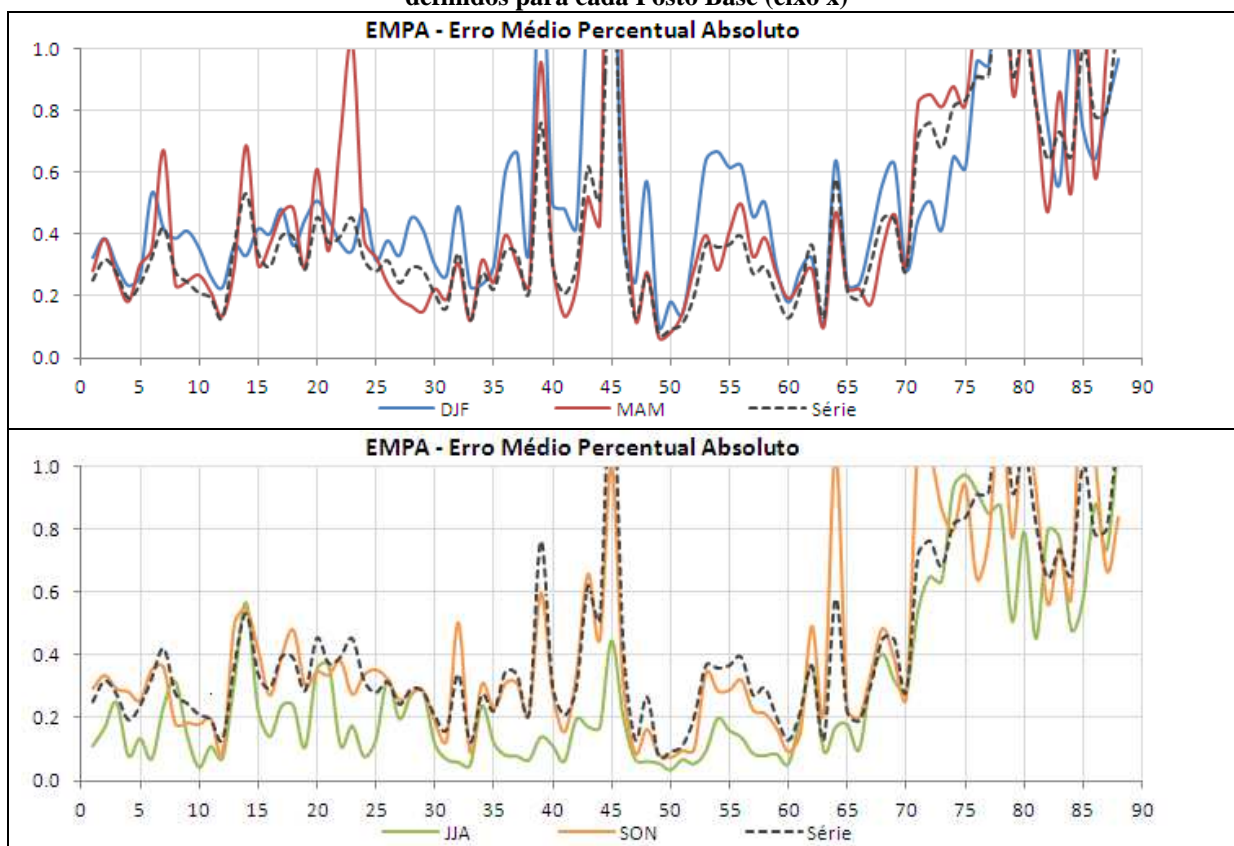
Nas análises de previsão de vazões serão utilizados os valores de vazões em sua escala natural e não na escala padronizada possibilitando a visualização dos valores reais e a correção dos valores negativos. Os valores negativos são substituídos por vazões nulas de acordo com a definição metodológica adotada para esse estudo. Como já discutido anteriormente os valores de vazões mensais previstas serão analisadas com as métricas utilizadas pela Operadora Nacional do Sistema que consta do Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA, coeficiente de NASH e Distância Multicritério – DM.

Como a previsão de vazões mensais foi realizada entre os anos de 1998 e 2003 (seis anos), a pequena quantidade de anos inviabilizaria uso das métricas de análise dos resultados mês em mês, portanto optou-se por apresentar os resultados para toda a série de dados e separadamente para os meses de dezembro, janeiro e fevereiro (DJF); março, abril e maio (MAM); junho, julho e agosto (JJA); e setembro, outubro e novembro (SON). Com

essas análises preservam-se as estatísticas gerais mensais e dos meses úmidos e secos. Assim, os valores de EMPA, NASH e DM são apresentados nas Figuras 5.44 a 5.46, respectivamente.

Observa-se na Figura 5.44 que o valor médio de EMPA da série de valores estimados é de 43% variando entre 8% e 134%. Para os valores dos períodos de DJF, MAM, JJA e SON as médias são de 52%, 48%, 29% e 43%, respectivamente. Verificam-se ainda que os valores de EMPA do PB45 – Pedra do Cavalo (localizada na região hidrográfica do Atlântico Leste) são sobremaneira elevados para série de vazões (138%) para os períodos de DJF (154%) e MAM (228%).

Figura 5.44 – Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA (eixo y) das vazões observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base (eixo x)



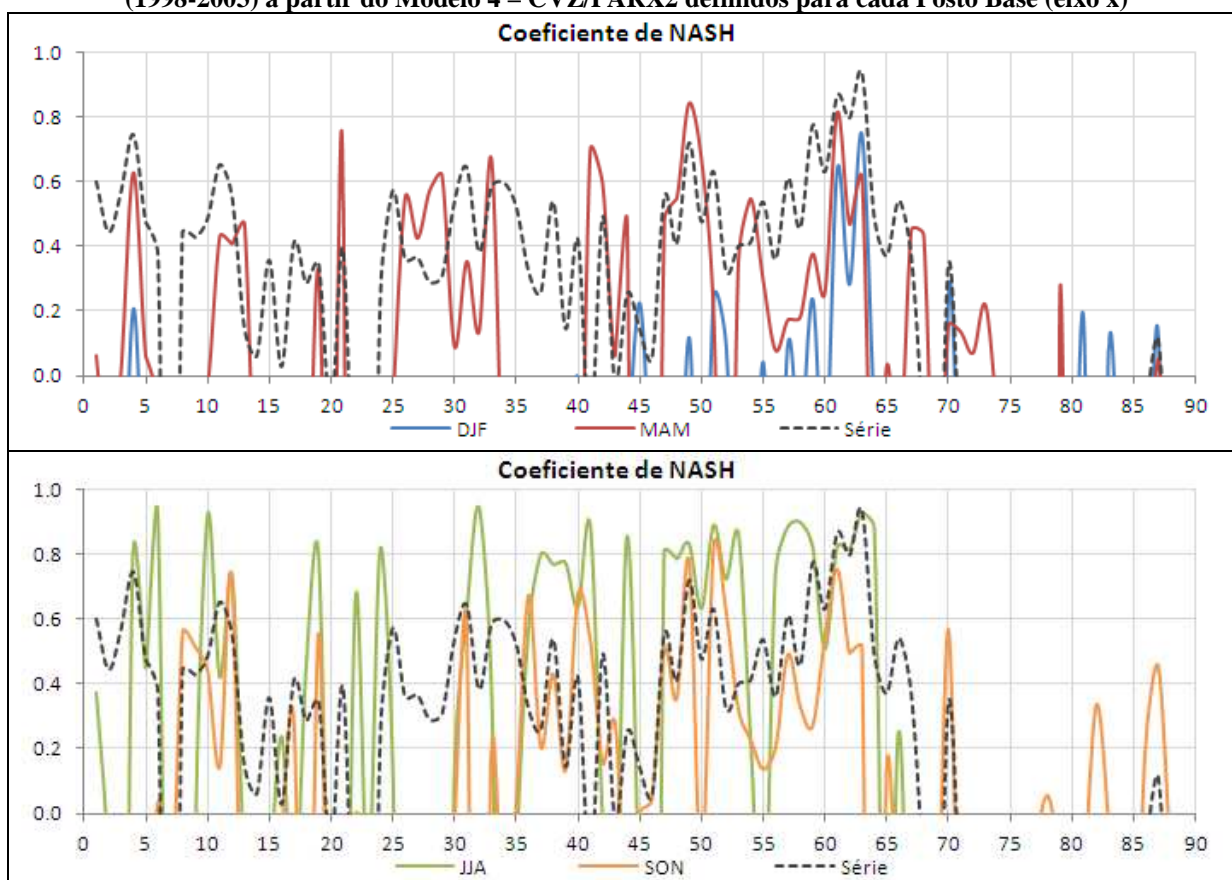
Fonte: Produção do próprio autor

Para o período de DJF cabe menção do elevado valor de 147% e 153% para o EMPA do PB78 – Itá e PB79 – Passo Fundo (ambas localizada na região hidrográfica do Uruguai). O período MAM possui acima da unidade de EMPA nos PB's 78 e 88, o PB88 – Quebra-Queixo (localizada na região hidrográfica do Uruguai). O período SON possui valor de 143% para o PB85 – Barra Grande (localizada na região hidrográfica do Uruguai).

Usando como limite aceitável os valores de erro menores 50% constata-se que os PB's 6, 20, 36 e 37, 39, 43 a 45 e 48, 53 a 56, 58, 64, 68 e 69, 72, e 74 a 88 estão acima do aceitável para previsão de vazões DJF; para MAM os PB's 7, 14, 20, 22 e 23, 39, 43, 45 e 46, 71 a 81, 83 a 88; para JJA os PB's 14, 71 a 80, 82 e 83, e 85 a 88; para SON os PB's 13 e 14, 32, 39, 43, 45, 64, e 71 a 88.

Analisando os coeficientes de NASH apresentados na Figura 5.45, percebe-se que o valor médio serial entre os PB's de 0,11 é baixo com menores valores observados no PB78 e PB63 que possuem valores de -5,78 e 0,94, respectivamente. Para os valores dos diferentes períodos e PB's a variabilidade é muito grande; o valor médio para o período de DJF é de -0,72 variando entre -4,21 para o PB41 e 0,75 para o PB63; para MAM o valor médio é de -0,83 variando entre -27,89 para o PB78 e 0,85 para o PB49; para JJA o valor médio é de -0,24 variando entre -4,59 para o PB29 e 0,94 para o PB32; e para SON o valor médio é de -0,08 variando entre -3,01 para o PB64 e 0,82 para o PB51.

Figura 5.45 – Valores de coeficiente de NASH (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base (eixo x)



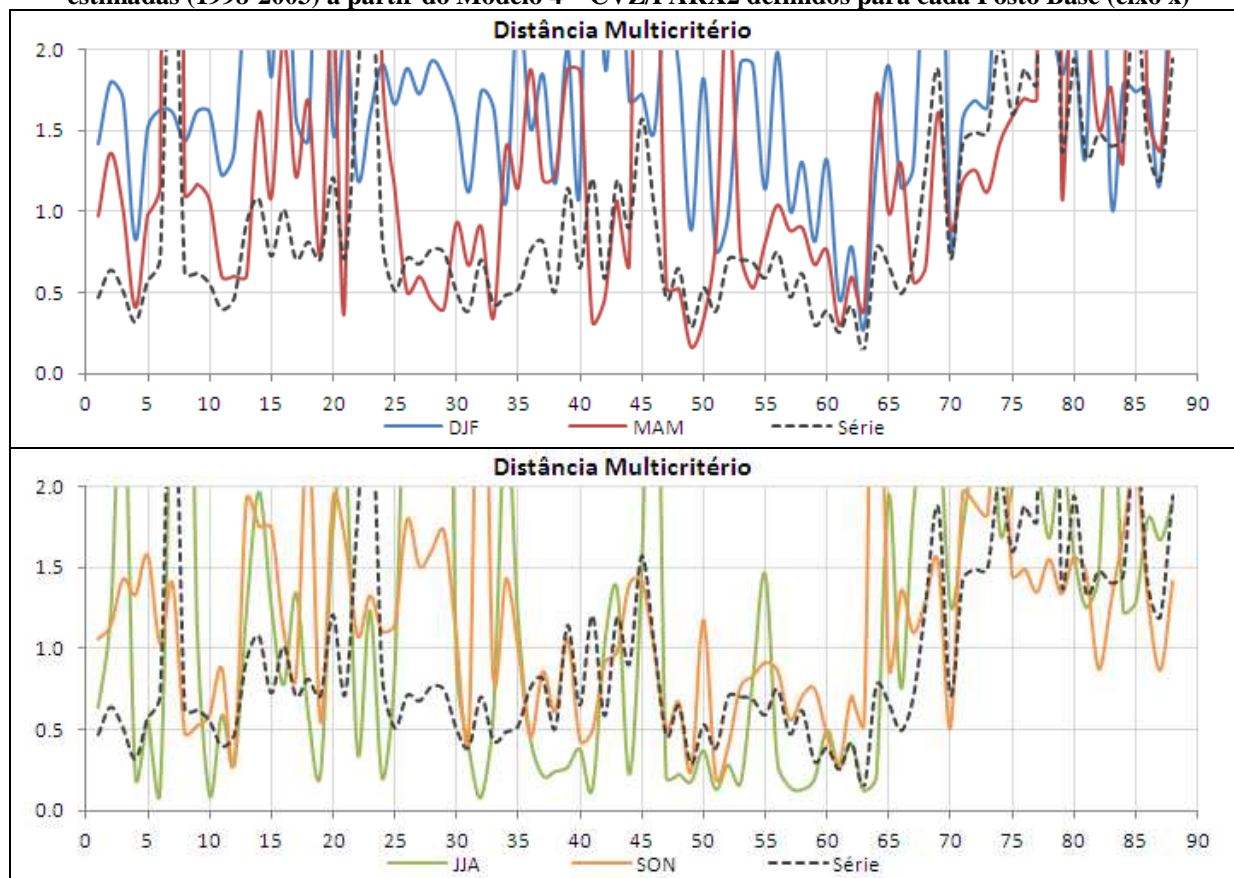
Fonte: Produção do próprio autor

Coeficientes de NASH negativos significam que a regressão utilizada para determinação de valores de previsão é menos eficiente que o uso da média histórica de longo período, tal situação são apresentadas para o período DJF nos PB's 1 a 3, 5 a 44, 46 e 48, 50, 53 e 54, 56, 58, 60, 64 a 69, 71 a 80, 82, 84 e 86, e 88; para MAM nos PB's 2, 6 a 10, 14 a 18, 20, 22 a 25, 34 a 40, 45 e 46, 52, 64, 66, 69, 74 a 78, 80 a 86, e 88; para JJA nos PB's 2 e 3, 7 a 9, 13 a 15, 17, 20 e 21, 23, 26 a 29, 34 e 35, 42 e 43, 45 e 46, 55, 65, 67 a 88; para SON nos PB's 1 a 5, 7, 13 a 16, 18, 20 a 30, 32, 34, 44, 50, 64, 66 a 69, 71 a 77, 79 a 81, 83 e 85, e 88.

De acordo com o Operador Nacional do Sistema (ONS), o coeficiente Distância Multicritério – DM tem como objetivo evitar interpretações conflitantes e/ou subjetivas. Este utiliza de forma agregada os coeficientes de NASH e EMPA, onde quanto mais próximo de zero o DM melhor é o modelo. Observando a Figura 5.46 apresenta uma média serial é de 1,00 variando entre 0,14 e 6,91. Para os valores dos diferentes períodos e PB's a variabilidade é muito grande; o valor médio para o período de DJF é de 1,83 variando entre 0,28 para o PB63 e 5,24 para o PB41; para MAM o valor médio é de 1,93 variando entre 0,17 para o PB49 e 28,95 para o PB78; para JJA o valor médio é de 1,30 variando entre 0,08 para o PB32 e 5,59 para o PB29; e para SON o valor médio é de 1,19 variando entre 0,20 para o PB51 e 4,14 para o PB64.

Usando como limite aceitável os valores com DM acima da unidade verifica-se que os PB's 1 a 3, 5 a 48, 50, 53 a 58, 60, 64 a 69, 71 a 88, estão acima do aceitável para previsão de vazões DJF; para MAM os PB's 2 e 3, 6 a 10, 14 a 18, 20, 22 a 25, 34 a 40, 43, 45 e 46, 52, 56, 64, 66, 69, e 71 a 88; para JJA os PB's 2 e 3, 7 a 9, 13 a 15, 17, 20 e 21, 23, 26 a 29, 34 e 35, 42 e 43, 45 e 46, 55, 65, 67 a 88; para SON os PB's 1 a 7, 13 a 16, 18, 20 a 30, 32, 34, 39, 44 a 46, 50, 64, 66 a 69, 71 a 81, 83 a 86, e 88.

Figura 5.46 – Valores do coeficiente Distância Multicritério – DM (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base (eixo x)



Fonte: Produção do próprio autor

O coeficiente DM é interessante para comparação entre modelos, o que será feito no fim desta tese, para análise da capacidade de previsão de vazão de um modelo acredita-se que a métrica mais aconselhável é a do coeficiente de NASH. Portanto, as Figuras 5.47 a 5.51 apresentam a distribuição espacial dos coeficientes de NASH em todos os PB para a série completa de validação e para os períodos DJF, MAM, JJA e SON.

Para as Figuras 5.47 a 5.51, avalia-se que, de uma forma geral, os meses de DJF possuem uma baixíssima previsibilidade com regressões ineficientes, tornando-se mais aconselhável fazer-se uso de vazões médias de longo período. A exceção é feita apenas para estações PB27 – Promissão (240) e PB29 – Três Irmão (243), localizadas na bacia do rio Tietê (Bacia do Paraná).

Para os meses de MAM a capacidade de previsão aumenta sutilmente para uma maior área pertencente na bacia do Paraná com exceção feita a sua região noroeste-norte. As regiões dos rios Amazonas, Tocantins-Araguai, Atlântico Sudeste e norte do Atlântico Sul permanecem com baixíssima previsibilidade.

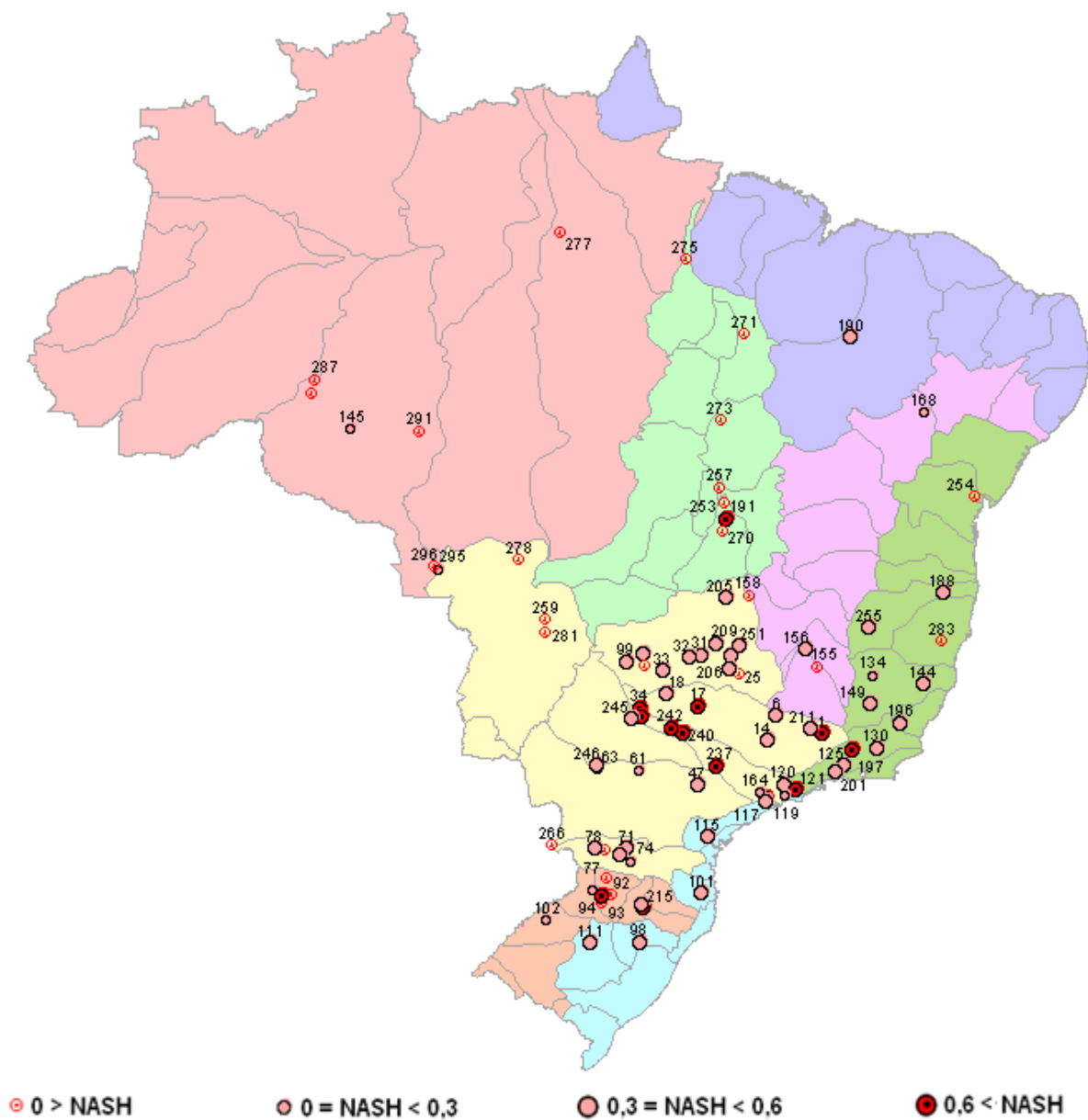
Já nos meses de JJA, a mudança é bastante drástica, no entanto permanece uma disparidade bastante pronunciada nas diferentes regiões, de acordo com os coeficientes de NASH. Assim, observar-se bons resultados na região central da bacia do rio Paraná, Atlântico Sudeste e norte da Bacia do Uruguai. Enquanto norte, noroeste e sudoeste da bacia do Paraná, região do Amazonas, Araguaia-Tocantins permanecem com valores de NASH abaixo de zero.

No período de SON a previsibilidade começa a cair novamente. A distribuição espacial dos coeficientes de NASH continua a mesma da apresentada no período de JJA, mas a capacidade preditiva destes PB's diminui consideravelmente. Cabe mencionar a boa capacidade preditiva do rio Tietê e da região do Atlântico Sudeste.

Ainda com relação ao coeficiente de NASH apresentam os ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados para os quatro PB's com melhores valores (ver Figura E.4) do coeficiente de NASH e os quatro PB's com menores valores de NASH (ver Figura E.5).

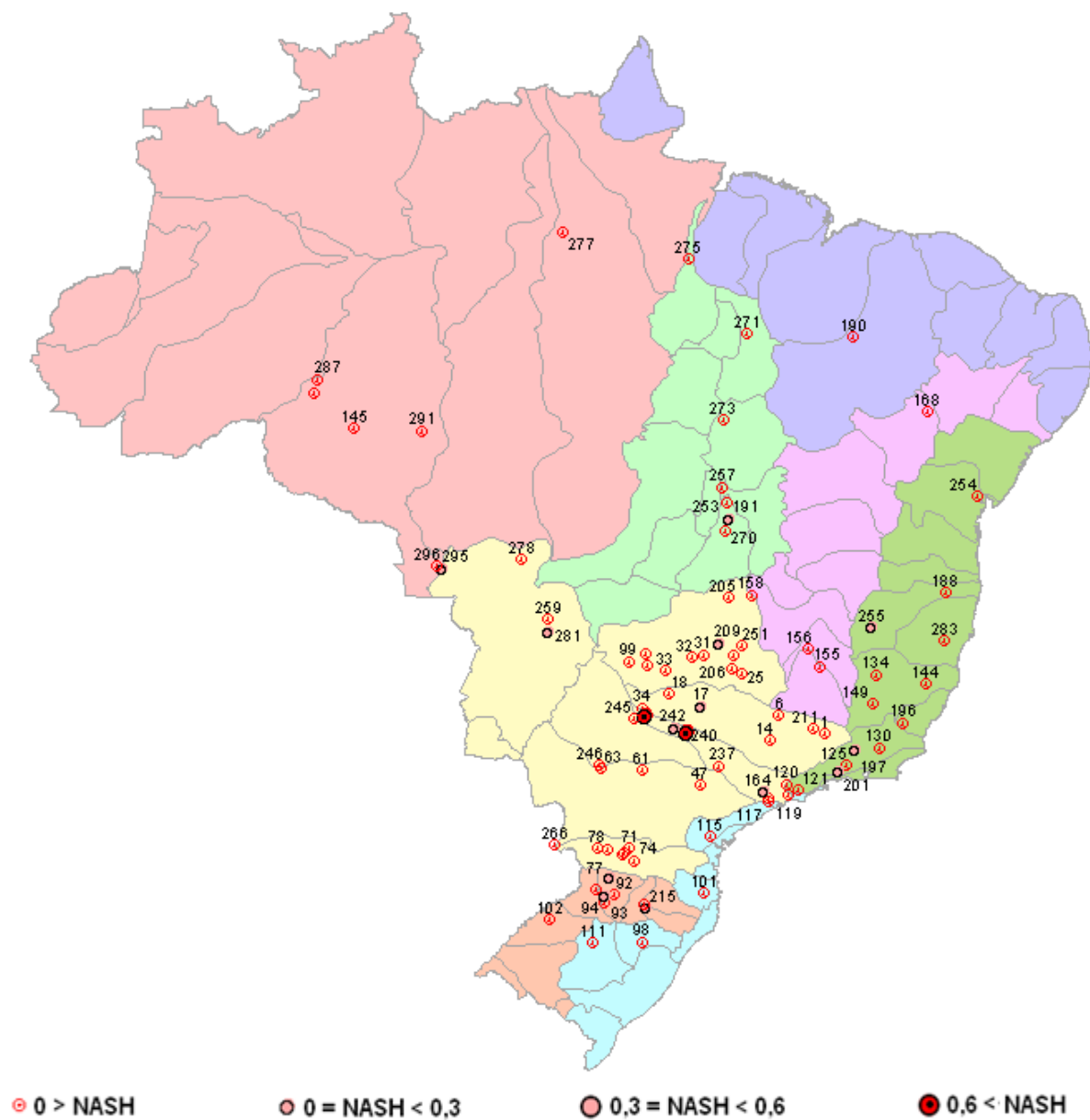
Os maiores valores de NASH podem ser observados no PB63 – Santo Antônio (287), PB61 – Curuá-Una (277), e PB62 – Samuel (279) – Bacia Amazonas; e PB59 – Tucuruí (275) – Bacia Tocantins-Araquaiá. Já os menores são os PB78 – Itá (92) e PB 85 – Barra Grande – Bacia Uruguai, PB7 – Nova Ponte (25) e PB 23 – Miranda (206) – Bacia do Paranaíba (Bacia do Paraná).

Figura 5.47 – Valores do coeficiente de NASH na série de previsão de vazão mensal (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.48 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.49 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de março, abril e maio (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base

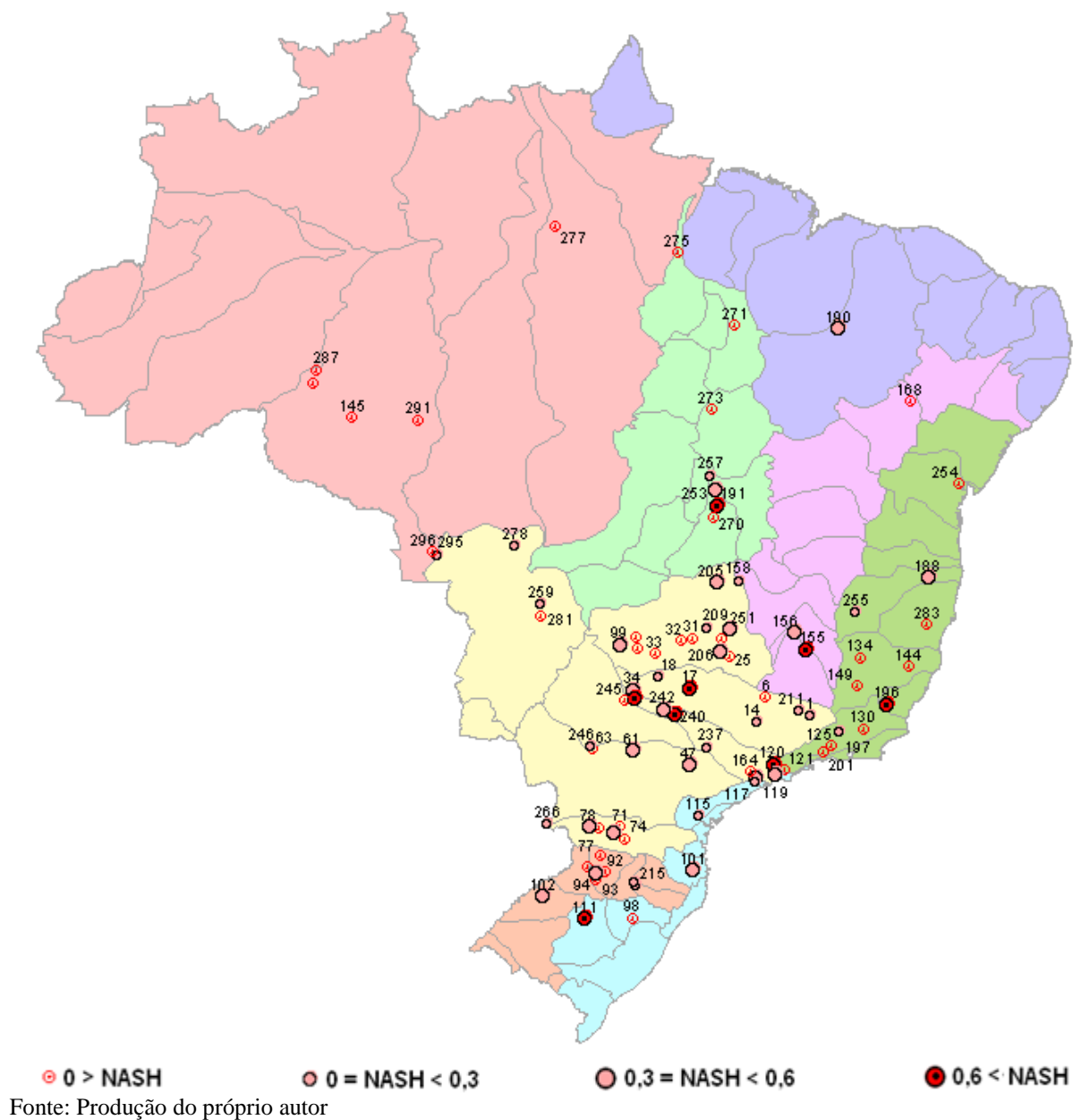


Figura 5.50 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base

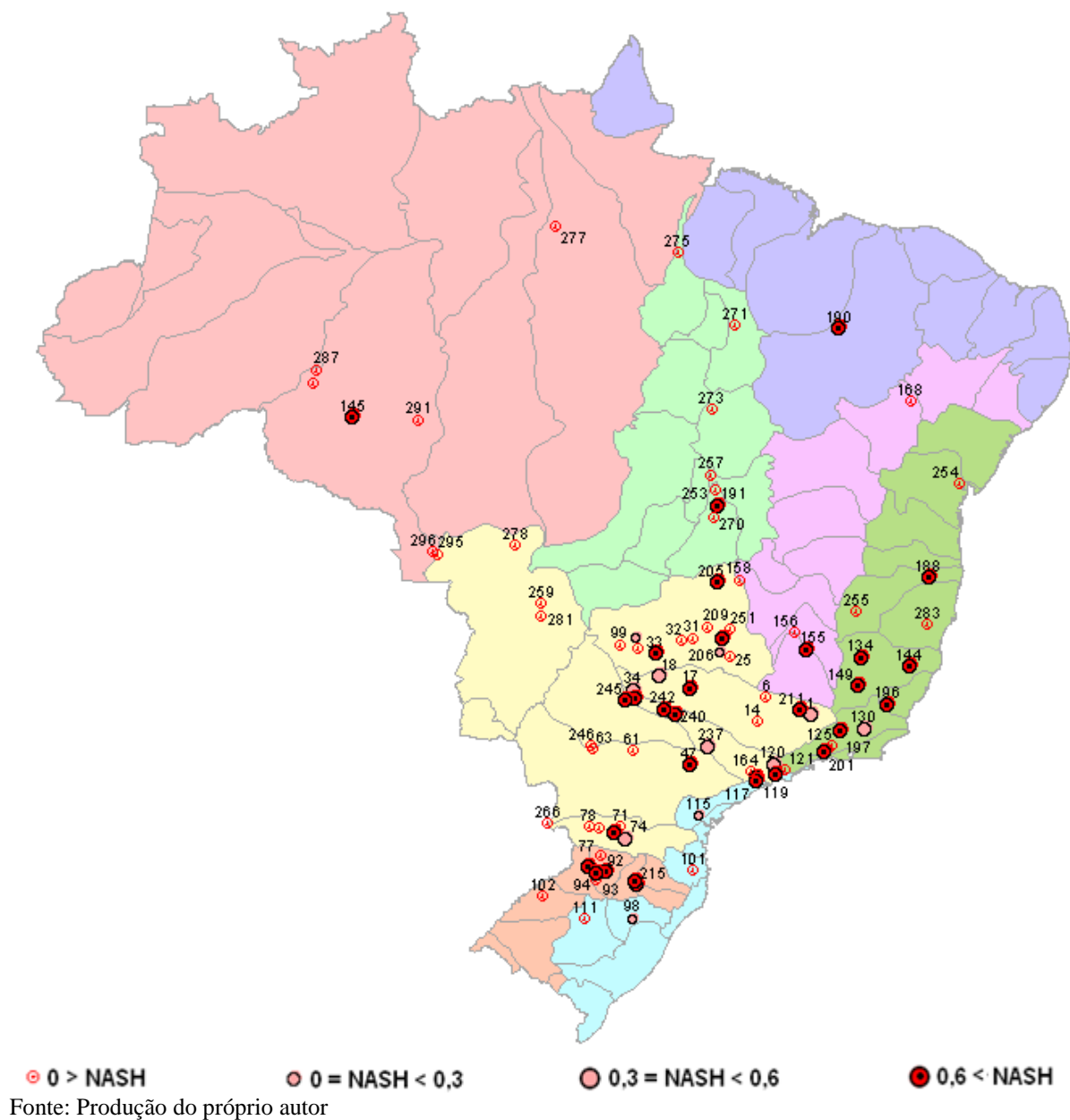
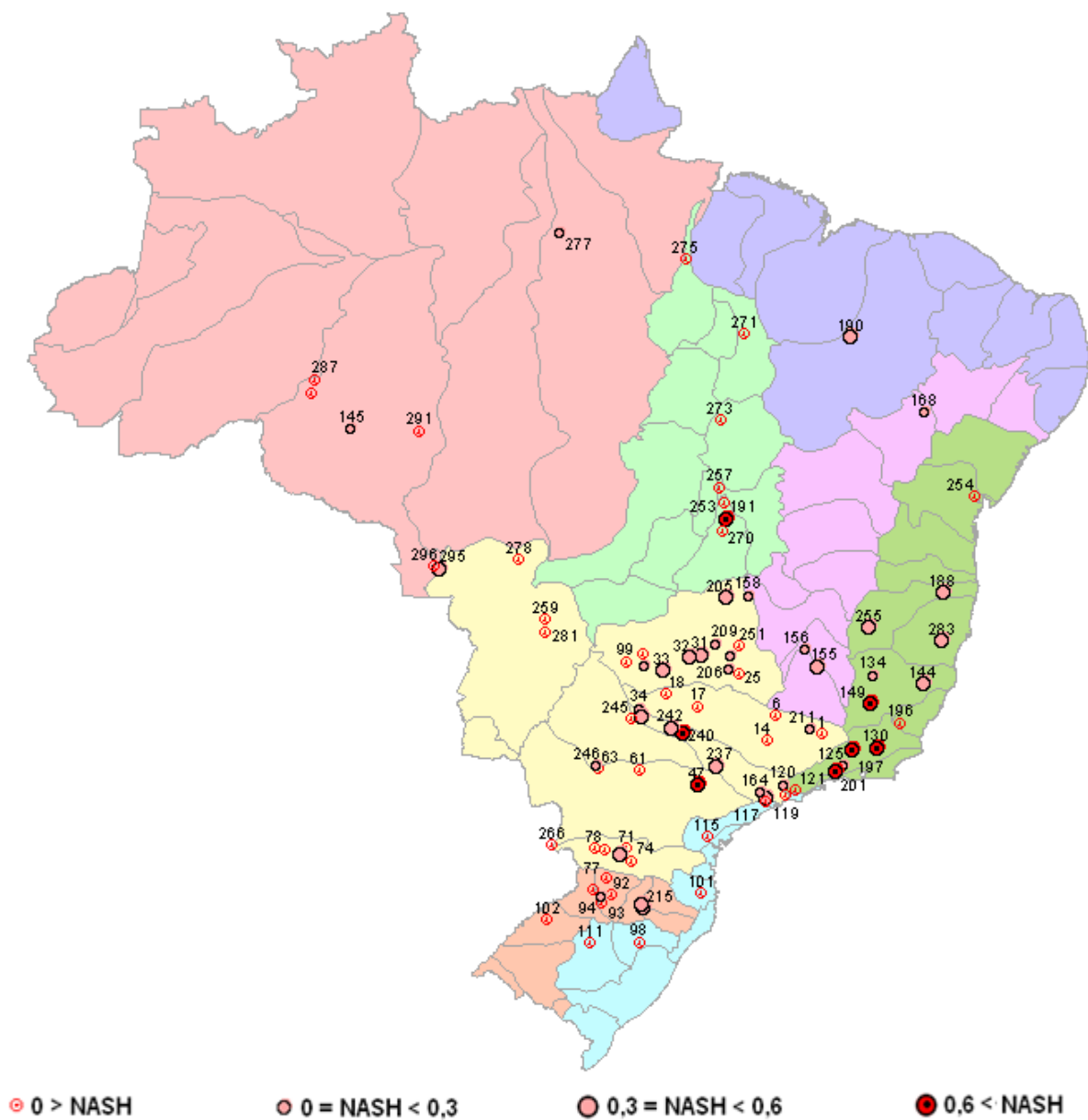


Figura 5.51 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor

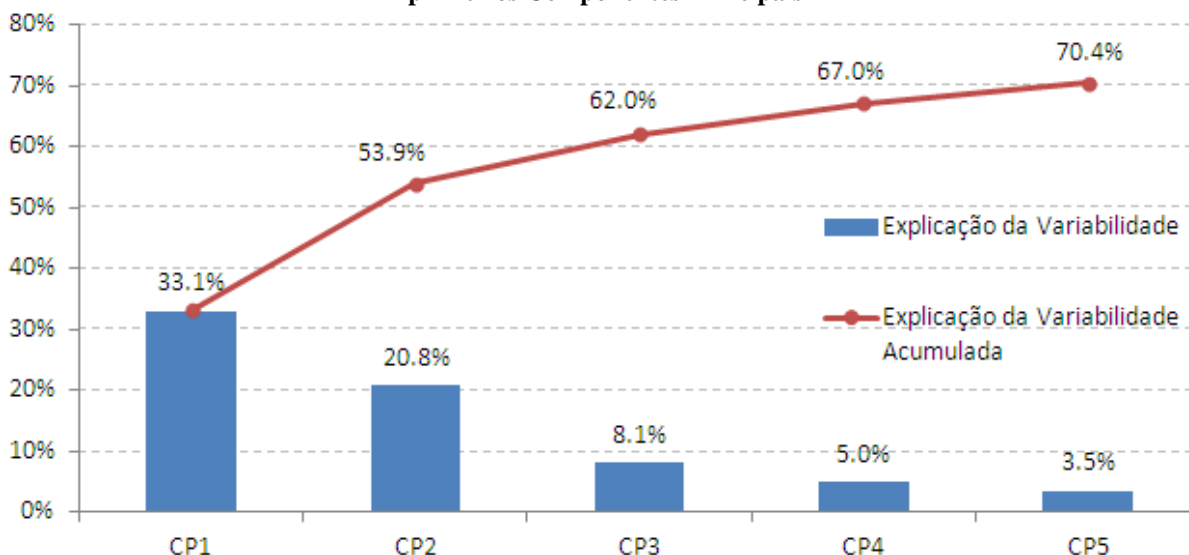
5.2.6 Resultados Modelo 5 – ACP/PAR

5.2.6.1 Definição dos Componentes Principais

A Análise de Componente Principal – ACP é uma técnica estatística que tem como objetivo transformar o conjunto original de variáveis em um subespaço composto por uma base de vetores ortogonais (Componentes Principais – CP) que representem a maior parte da variabilidade dos dados do conjunto original no menor número de componentes possíveis.

A Figura 5.52 apresenta o resultado da transformação das vazões padronizadas dos 88 Postos Base (PB's) em 88 CP's compostas de escores mensais relativos ao período da série de vazões, nesta observa-se a capacidade de explicação da variabilidade dos dados de origem para os cinco primeiros Componentes Principais. Apesar de estas CP's representarem 70,4% das características das séries de vazão dos 88 PB's, utilizar-se-ão neste estudo todas as 88 CP's, gerando assim regressões mensais e prevendo os escores de cada uma delas. Somente após a previsão dos escores é que será feito o caminho inverso, a transformação dos escores em vazões.

Figura 5.52 – Nível de explicação da variabilidade dos dados originais para os 5 primeiros Componentes Principais



Fonte: Produção do próprio autor

5.2.6.2 Definição dos Modelos

Na determinação das regressões, de acordo com os meses do ano e as 88 Componentes Principais (CP's) em estudo utilizam-se com variáveis explanatórias os índices contidos na matriz descrita a seguir. Nas colunas de 1 a 11 localizam-se os dados dos escores das CP's entre 11 meses (lag11) a 1 mês (lag1) de antecedência, respectivamente.

Utilizando a metodologia *stepwise* foram escolhidas as variáveis explanatórias apresentadas na Figura 5.54(a,b), a matriz de cores neste gráfico representa o coeficiente (ou peso) de cada variável da regressão linear múltipla. A Figura 5.53 tem a função de balizar o entendimento da Figura 5.54. As variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensais para os 12 meses de cada um dos 88 CP's podem ser visualizados na Figura F.1.

A totalidade dos modelos ($12 \times 88 = 1.056$) existe uma grande influência da variável autorregressiva de lag1 presente na maioria (60,6%) das regressões mensais dos 88 CP's, as vazões mensais com lag2 aparecem em 11,7% das equações, para a vazão com lag3 a frequência é de 9,1%.

Verifica-se para todos os meses o predomínio da explicação da variabilidade dos dados da série de vazão na calibração das regressões a partir dos dados de vazões com um mês de antecedência lag1. Para os meses de janeiro, março, abril, julho, agosto, e setembro possuem com segunda variável explanatória mais utilizada as com dois meses de antecedência lag2.

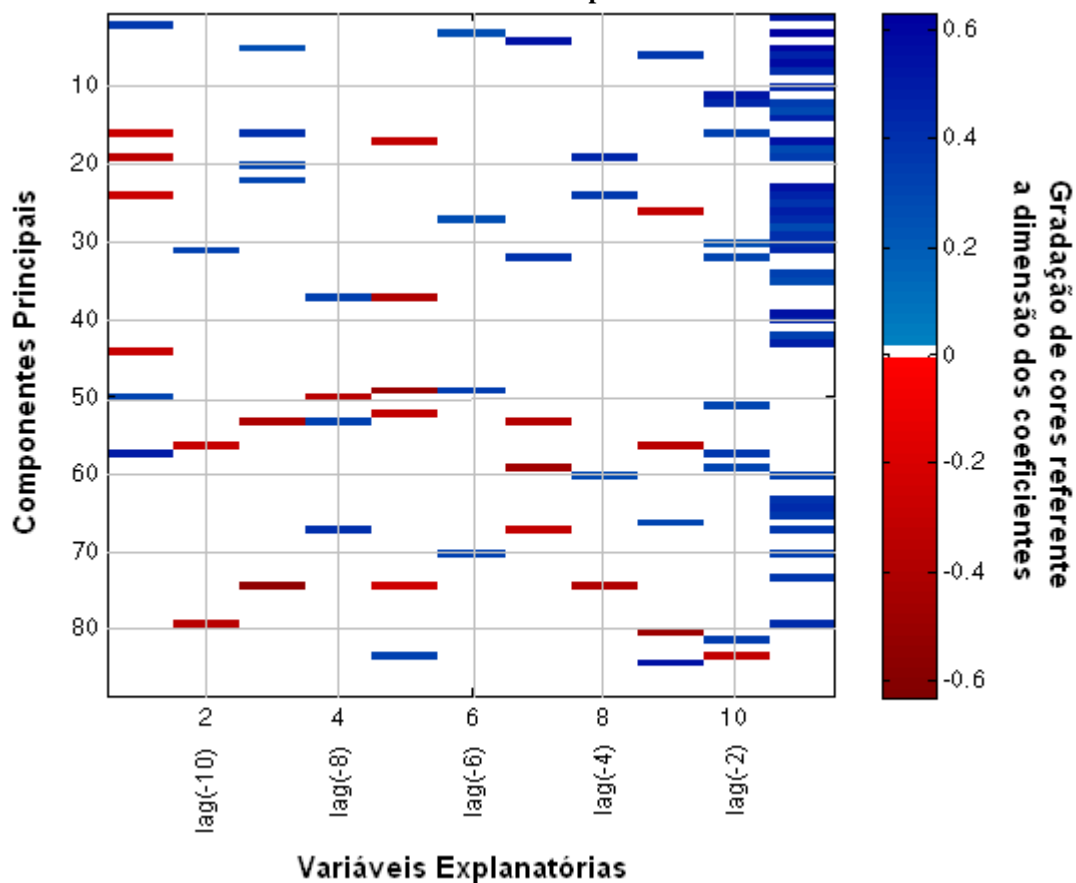
No entanto, para os meses de maio, junho, outubro, e dezembro, as variáveis com segundo maior nível de explicação são aquelas com lag3; a variável com lag5 aparece no mês de novembro. O mês de fevereiro possui as vazões com lag11, isto é, 11 meses de antecedência, como a segunda variável explicativa mais utilizada nas regressões.

As regressões mensais dos CP's são formadas por até cinco variáveis. Em 44,6% destas regressões apenas uma variável é necessária para explicar a variabilidade do termo dependente da equação, para as equações com duas e três variáveis o percentual é de 25,8% e 8,5%. No entanto, verifica-se que 209 equações, 19,8% do total, não possuem variáveis, logo não possuem regressões definidas.

No mês de junho a maior parte das regressões (44,3%) necessita de duas variáveis, sendo uma exceção à regra, pois os outros meses do ano necessitam de apenas uma variável

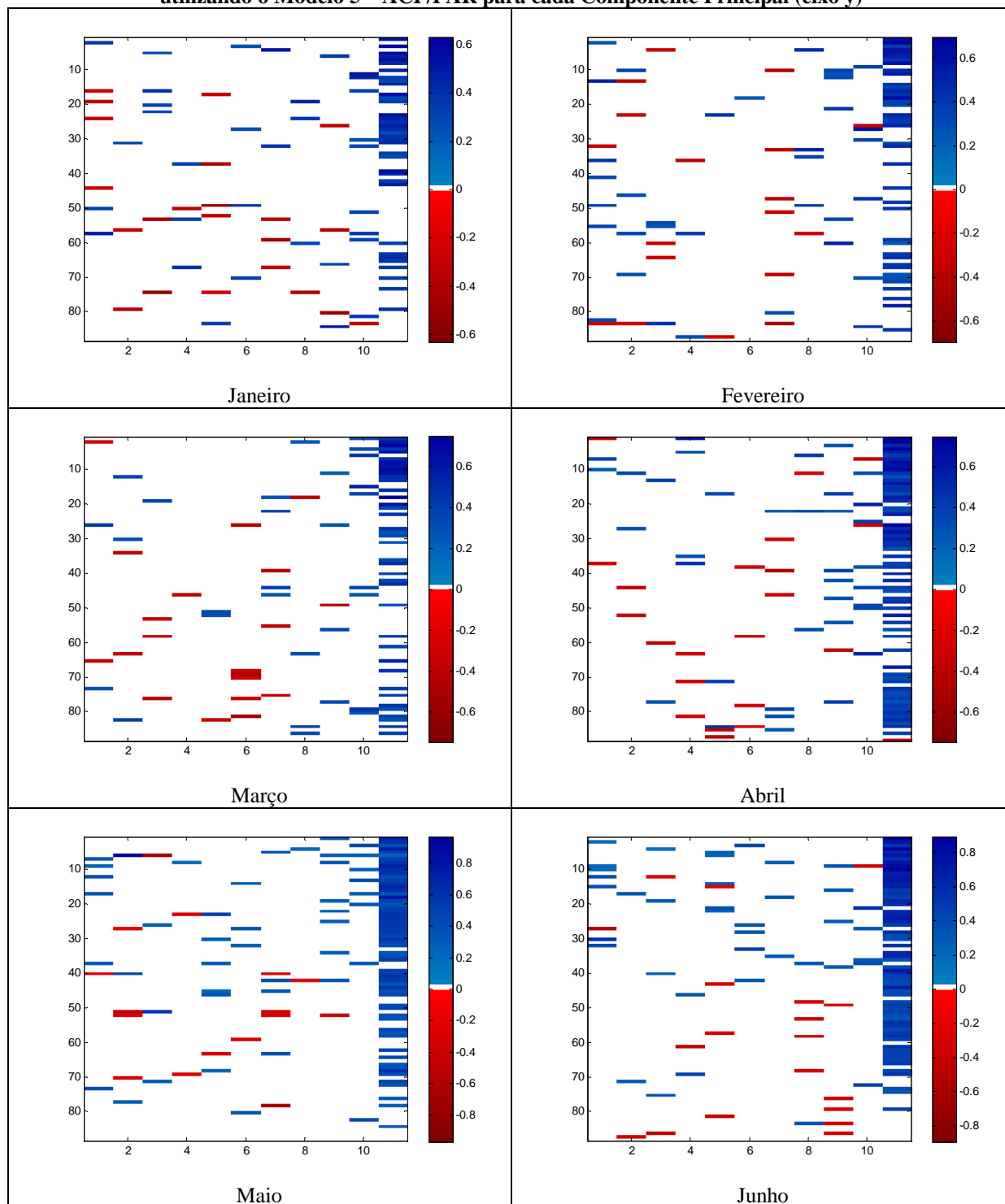
com os seguintes valores: janeiro (37,5%), fevereiro (47,7%), março (44,3%), abril (43,3%), maio (39,8%), julho (46,6%), agosto (53,4%), setembro (52,3%), outubro (50,0%), novembro (40,9%) e dezembro (40,9%).

Figura 5.53 – Modelo explicativo das Figuras 5.54(a,b) utilizando como base os resultados do mês de janeiro do Modelo 5 – ACP/PAR onde no eixo X são apresentadas as variáveis explanatórias endógenas de 1 a 11. O eixo Y é formado pelos Postos Bases



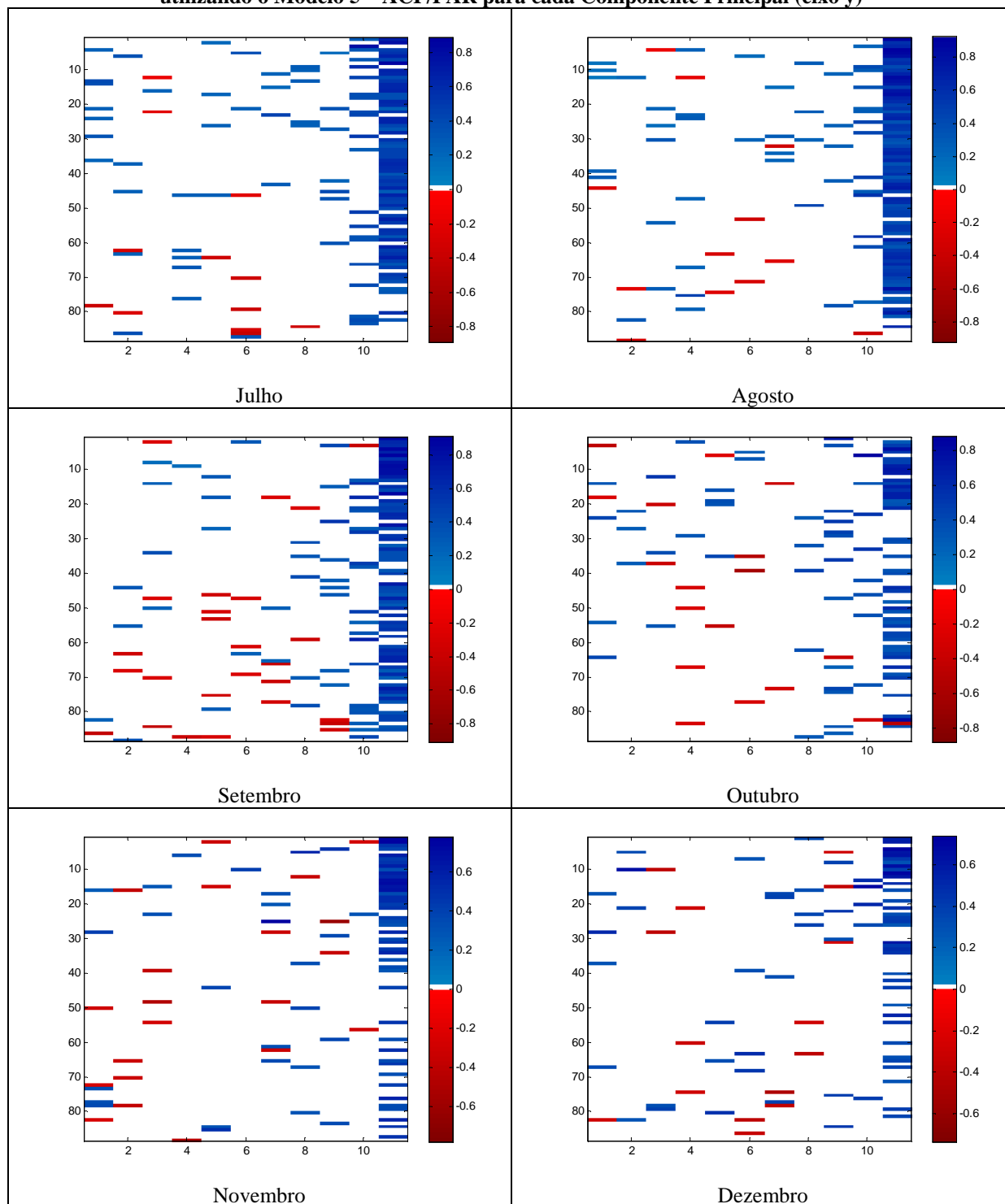
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.54(a) – Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo x) endógenas de 1 a 11 utilizando o Modelo 5 – ACP/PAR para cada Componente Principal (eixo y)



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.54(b) – Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo x) endógenas de 1 a 11 utilizando o Modelo 5 – ACP/PAR para cada Componente Principal (eixo y)



Fonte: Produção do próprio autor

Devido à transformação dos de vazões padronizadas em escores dos Componentes Principais os valores podem-se ser gerados com sinal negativo o que mascara e/ou dificulta a análise por algumas métricas definidas no **Item 4.7** deste estudo. Portanto, nessa fase de calibração dos modelos utiliza-se apenas o coeficiente de Correlação (ver Figura F.2) e os valores do Erro Médio Absoluto – EMA (ver Figura F.3).

As melhores correlações se encontram nos modelos dos meses de junho a setembro. Os meses com maiores correlações médias são o de agosto (60%) e setembro (58%). Para o mês de maio, apesar de 16 CP's não possuírem um modelo de regressão a partir da metodologia e variáveis utilizadas, apresenta correlação média de 43%; análise semelhante pode ser feita para o mês de outubro, o qual possui correlação média igual a 41% apesar de possuir 17 regressões nulas. As menores correlações médias podem ser observadas nos meses de janeiro (31%), dezembro (32%), fevereiro (33%), março (34%) e novembro (35%).

Os meses de dezembro e janeiro possuem os maiores números de correlações nulas sendo 30 e 29 CP's, respectivamente. Esta situação acontece quando na geração dos modelos nenhuma das variáveis disponíveis conseguem explicar, de forma estatisticamente significativa, o comportamento da variável que se deseja prever (ver Quadro 5.5). Em termos de previsão o modelo descrito consta somente da vazão média somada a componente aleatória do erro.

Avaliando a calibração dos modelos de regressão em termos de Erro Médio Absoluto – EMA observa-se que os menores valores EMA se encontram nos modelos dos meses de abril a outubro com média de 0,63. Os meses com menores erros são os de agosto (0,58) e julho (0,60). O período com maiores médias de EMA vai novembro a março com 0,71. Os maiores valores de EMA podem ser observados nos meses de dezembro, janeiro e fevereiro com 0,71 em cada um.

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
PB69	■											■
PB70						■						■
PB71	■		■							■	■	
PB72	■	■	■	■								■
PB73												■
PB74		■	■		■						■	
PB75	■	■			■		■				■	
PB76	■									■		
PB77	■	■				■	■					
PB78	■					■				■		
PB79		■			■					■		
PB80						■				■		
PB81		■			■						■	
PB82	■					■						
PB83			■		■			■				■
PB84						■						
PB85	■		■		■	■		■		■		■
PB86	■	■			■						■	
PB87	■		■		■			■				■
PB88	■	■	■		■	■	■			■		■

Fonte: Produção do próprio autor

5.2.6.3 Previsão de vazões

Nas análises de previsão de vazões foram utilizados os valores de vazões naturais, isto é, valores de vazão após a transformação dos escores previstos para cada uma das Componentes Principais. As vazões em sua escala natural possibilitam a visualização dos valores reais e a correção dos valores negativos. Os valores negativos são substituídos por vazões nulas de acordo com a definição metodológica adotada para esse estudo. Como já discutido anteriormente os valores de vazões mensais previstas serão analisadas com as métricas utilizadas pela Operadora Nacional do Sistema que consta do Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA, coeficiente de NASH e Distância Multicritério – DM.

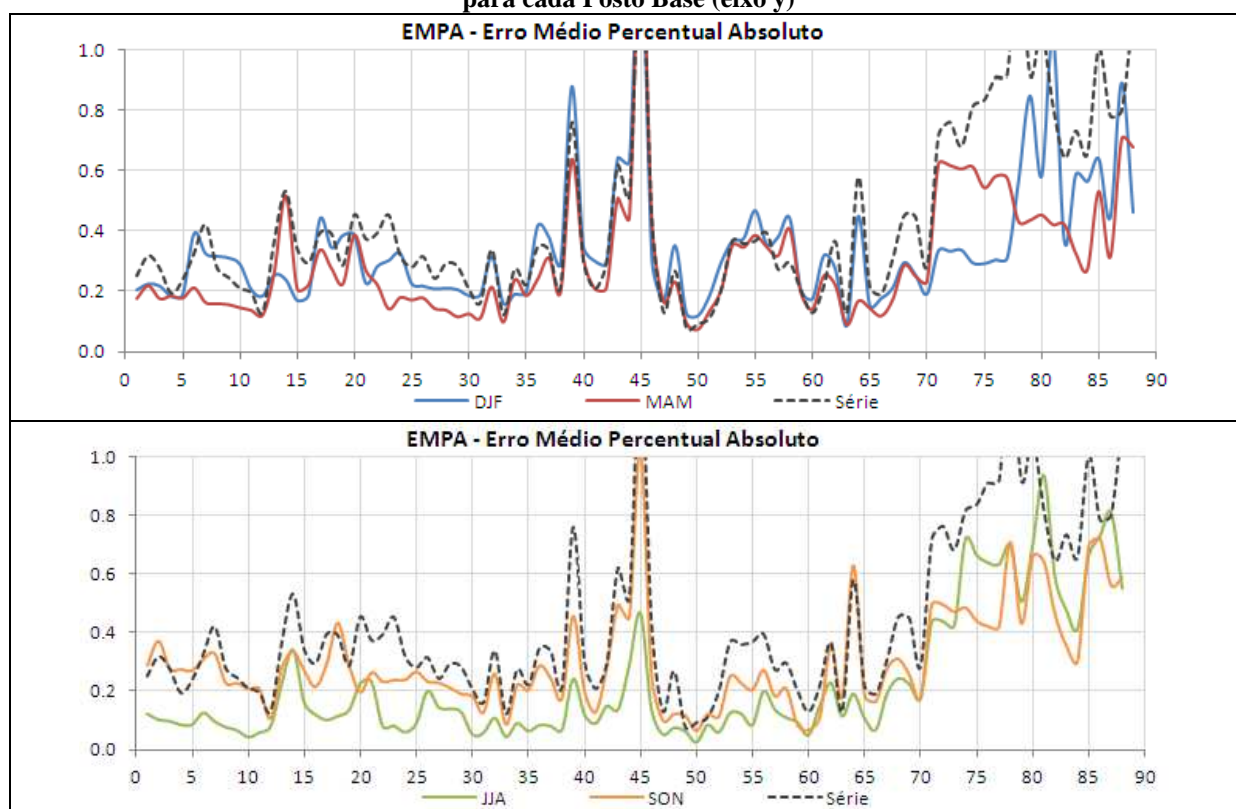
Como a previsão de vazões mensais foi realizada entre os anos de 1998 e 2003 (seis anos), a pequena quantidade de anos inviabilizaria uso das métricas de análise dos resultados mês em mês, portanto optou-se por apresentar os resultados para toda a série de dados e separadamente para os meses de dezembro, janeiro e fevereiro (DJF); março, abril e maio (MAM); junho, julho e agosto (JJA); e setembro, outubro e novembro (SON). Com essas análises preservam-se as estatísticas gerais mensais e dos meses úmidos e secos. Assim, os valores de EMPA, NASH e DM são apresentados nas Figuras 5.55 a 5.57, respectivamente.

Observa-se na Figura 5.55 que o valor médio de EMPA da série de valores estimados é de 29% variando entre 7 e 107%. Para os valores dos períodos de DJF, MAM, JJA e SON as médias são de 34%, 30%, 22% e 30%, respectivamente. Verificam-se ainda que os valores de EMPA do PB45 – Pedra do Cavalo (localizada na região hidrográfica do Atlântico Leste) são sobremaneira elevados para série de vazões (107%) para os períodos de DJF (139%), MAM (140%) e SON (103%). Para o período de DJF cabe menção do elevado valor de 103% do PB81 – Castro Alves (localizada na região hidrográfica do Atlântico Sul).

Para todos os períodos em análise há um pequeno aumento do Erro Médio Percentual Absoluto para os PB's entre 70 e 88, referentes às bacias do rio Iguaçu (bacia do Paraná) e Uruguai. As médias de EMPA para essas regiões são de 52% para a série de previsão; 49% para DJF e MAM, 59% para JJA e 50% para SON.

Usando como limite aceitável os valores de erro menores 50% constata-se que os PB's estão acima do aceitável para previsão de vazões DJF 39, 43 e 45, 78 e 81, 83 e 85, e 87; para MAM os PB's 14, 39, 43, 45, 71 a 77, 85, e 87 e 88; para JJA os PB's 74 a 82, e 85 a 88; para SON os PB's 45, 64, 78, 80 e 81, e 85 a 88.

Figura 5.55 – Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA (eixo y) das vazões observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base (eixo x)

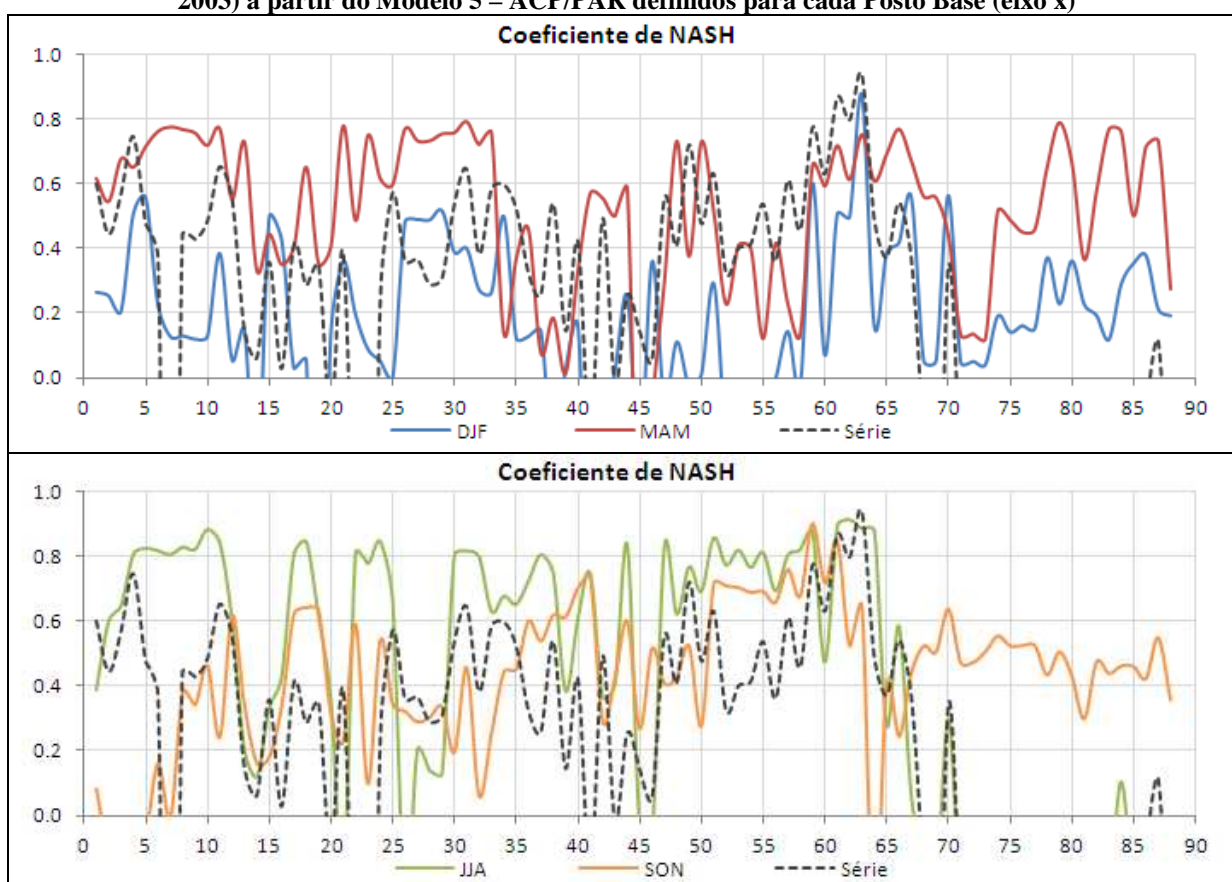


Fonte: Produção do próprio autor

Analisando os coeficientes de NASH, apresentados na Figura 5.56, percebe-se que o valor médio serial entre os PB's, é de 0,62, considerado elevado, com menor valor observado de 0,03 no PB45 e 0,96 em PB63. Para os valores dos diferentes períodos e PB's a variabilidade é muito grande; o valor médio para o período de DJF é de 0,18 variando entre -1,03 para o PB19 e 0,87 para o PB63; para MAM o valor médio é de 0,52 variando entre -0,73 para o PB45 e 0,79 para o PB31; para JJA o valor médio é de 0,41 variando entre -0,95 para o PB79 e 0,92 para o PB62; e para SON o valor médio é de 0,43 variando entre -0,39 para o PB64 e 0,90 para o PB59.

Coefficientes de NASH negativos significam que a regressão utilizada para determinação de valores de previsão é menos eficiente que o uso da média histórica de longo período, tal situação são apresentadas para o período DJF nos PB's 14, 19, 25, 38, 41 e 42, 45, 47, 49, 52 a 56, 58; para MAM nos PB's 45 e 46; para JJA nos PB's 21, 26, 45 e 46, 68 e 69, 71 a 83, e 85 a 88; para SON nos PB's.

Figura 5.56 – Valores de coeficiente de NASH (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base (eixo x)

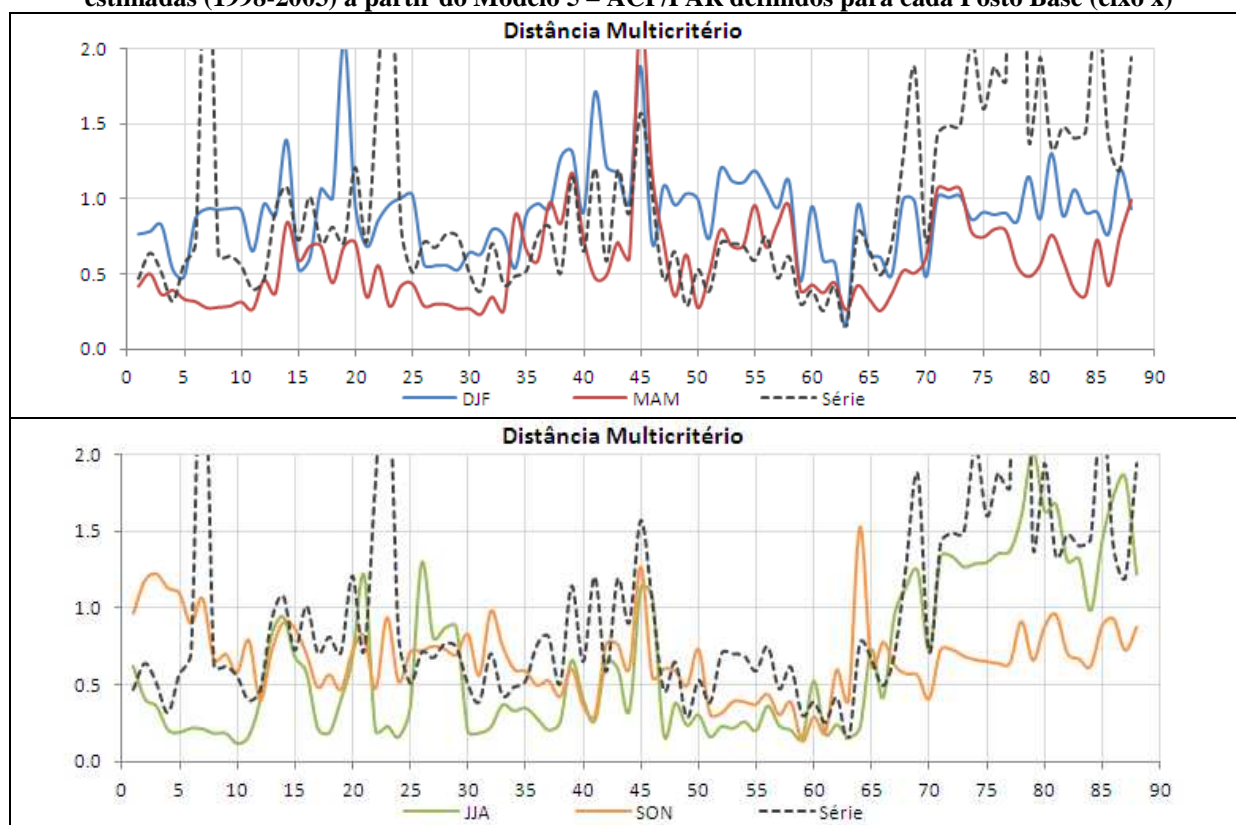


Fonte: Produção do próprio autor

De acordo com o Operador Nacional do Sistema (ONS), o coeficiente Distância Multicritério – DM tem como objetivo evitar interpretações conflitantes e/ou subjetivas. Este utiliza de forma agregada os coeficientes de NASH e EMPA, onde quanto mais próximo de zero o DM melhor é o modelo. Observando a Figura 5.57 apresenta uma média serial é de 0,48 variando entre 0,12 e 1,44. Para os valores dos diferentes períodos e PB's a variabilidade é muito grande; o valor médio para o período de DJF é de 0,91 variando entre 0,15 para o PB63 e 2,06 para o PB19; para MAM o valor médio é de 0,58 variando entre 0,23 para o PB31 e 2,23 para o PB45; para JJA o valor médio é de 0,64 variando entre 0,12 para o PB10 e 2,02 para o PB79; e para SON o valor médio é de 0,66 variando entre 0,13 para o PB59 e 1,52 para o PB64.

Usando como limite aceitável os valores com DM acima da unidade verifica-se que os PB's 14, 17 a 19, 24 e 25, 38 e 39, 41 e 43, 45, 47, 49, 52 e 56, 58, 71 e 73, 79, 81, 83, e 87, estão acima do aceitável para previsão de vazões DJF; para MAM os PB's 39, 45 e 46, 71 e 73; para JJA os PB's 21, 26, 45 e 46, 68 e 69, 71 a 83, e 85 a 88; para SON os PB's 2 e 5, 7, 45 e 64.

Figura 5.57 – Valores do coeficiente Distância Multicritério – DM (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base (eixo x)



Fonte: Produção do próprio autor

O coeficiente DM é interessante para comparação entre modelos, o que será feito no fim desta tese, para análise da capacidade de previsão de vazão de um modelo acredita-se que a métrica mais aconselhável é a do coeficiente de NASH. Portanto, as Figuras 5.58 a 5.62 apresentam a distribuição espacial dos coeficientes de NASH em todos os PB para a série completa de validação e para os períodos DJF, MAM, JJA e SON.

Para as Figuras 5.58 a 5.62, avalia-se que de uma forma geral os meses de DJF com uma baixa previsibilidade de vazões para as regiões Atlântico Leste e Sudeste, além do sul da bacia do São Francisco, a região do Tocantins-Araguai. Bons resultados podem ser observados basicamente na parte central da bacia do Paraná, apenas o Posto Base 29 – Três Irmãos (243) – bacia do rio Tietê possui coeficiente de NASH acima de 60%; a bacia do Amazonas também apresentou resultados razoáveis, além do sul da bacia do Uruguai e da bacia do Atlântico Sul.

Para os meses de MAM o panorama muda drasticamente e baixa capacidade de previsão de vazões só será observada em pontos bastante específicos como em algumas alguns PB's do Atlântico Sudeste, bacia Araguaia-Tocantins e a importante barragem de Sobradinho.

Já nos meses de JJA, a disparidade entre os coeficientes de NASH nas diferentes regiões é bastante pronunciada pois, enquanto as regiões do Tocantins-Araguai, do Amazonas, e oeste da Bacia do Paraná e São Francisco não apresentam modelos eficientes, em alguns casos sendo mais interessante utilizar a média histórica como variável prevista. O restante da bacia do Paraná, a bacia do Uruguai, as regiões norte do Atlântico Sul e Sudeste, possuem valores de NASH normalmente acima de 60%.

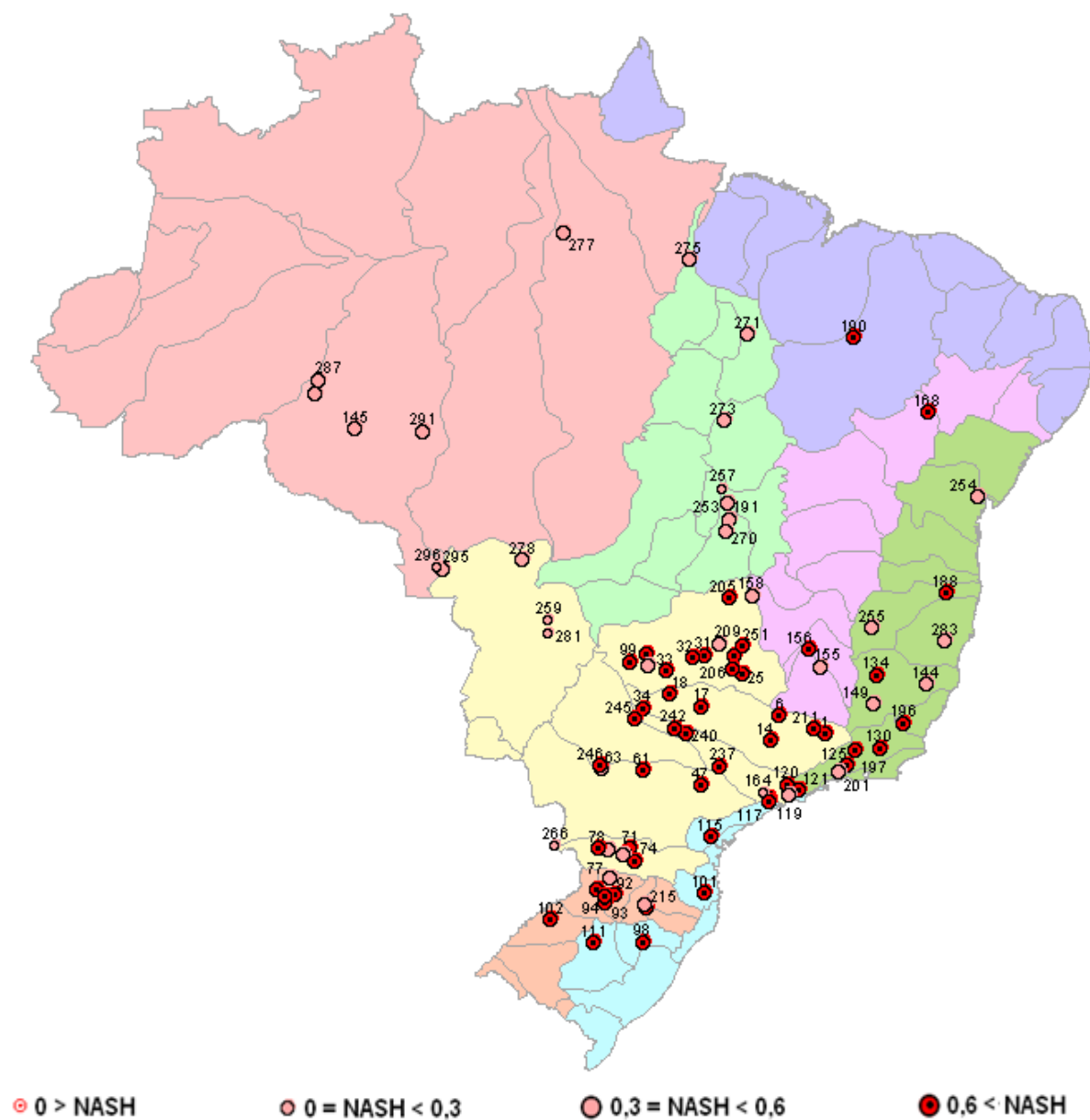
No período de SON a previsibilidade mantém-se alta nas regiões do Atlântico Leste-Sudeste, norte e centro do rio Paraguai, norte do rio Uruguai e Tocantins-Araguaia. Apenas Postos Base pontuais sem concentração definida possuem regressões ineficientes.

Ainda com relação ao coeficiente de NASH apresentam os ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados para os quatro PB's com melhores valores (ver Figura F.4) do coeficiente de NASH e os quatro PB's com menores valores de NASH (ver Figura F.5).

Os maiores valores de NASH podem ser observados no PB63 – Santo Antônio (287) – Bacia Amazonas, PB59 – Tucuruí (275) – Bacia Tocantins-Araquuaia, PB62 – Samuel (279) – Bacia Amazonas, e PB5 – Água Vermelha (18) – Bacia do rio Grande (Bacia do

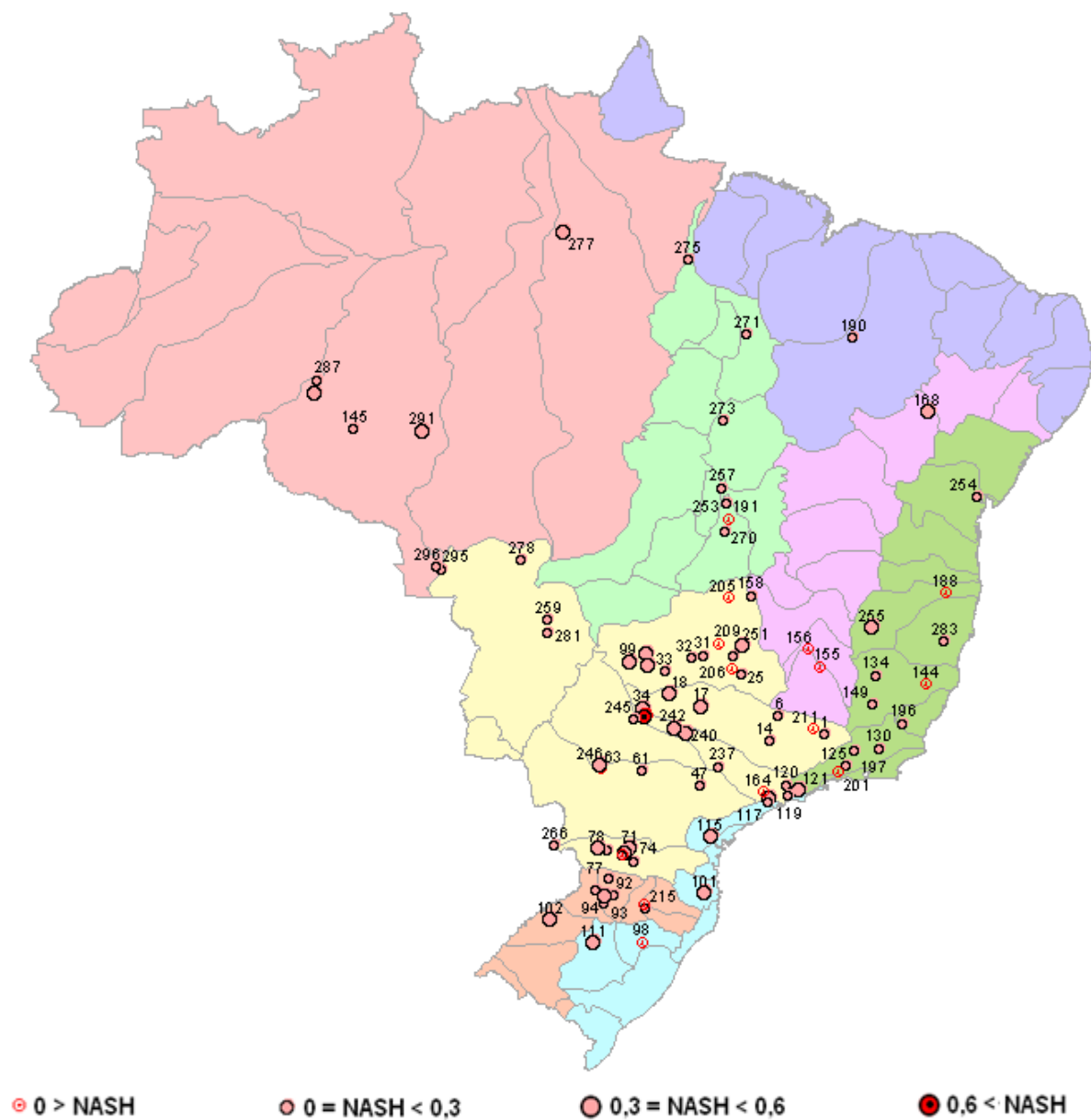
Paraná); já os menores são os dos PB45 – Pedra do Cavalo (254) – Atlântico Leste, PB81 – Castro Alves (98) – Bacia Uruguai, PB73 – Desvio Jordão (73) – Bacia do rio Grande (Bacia do Paraná), PB71 – Santa Clara PR (71) – Bacia do rio Iguaçu (Bacia do Paraná).

Figura 5.58 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de série de vazões mensais (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base



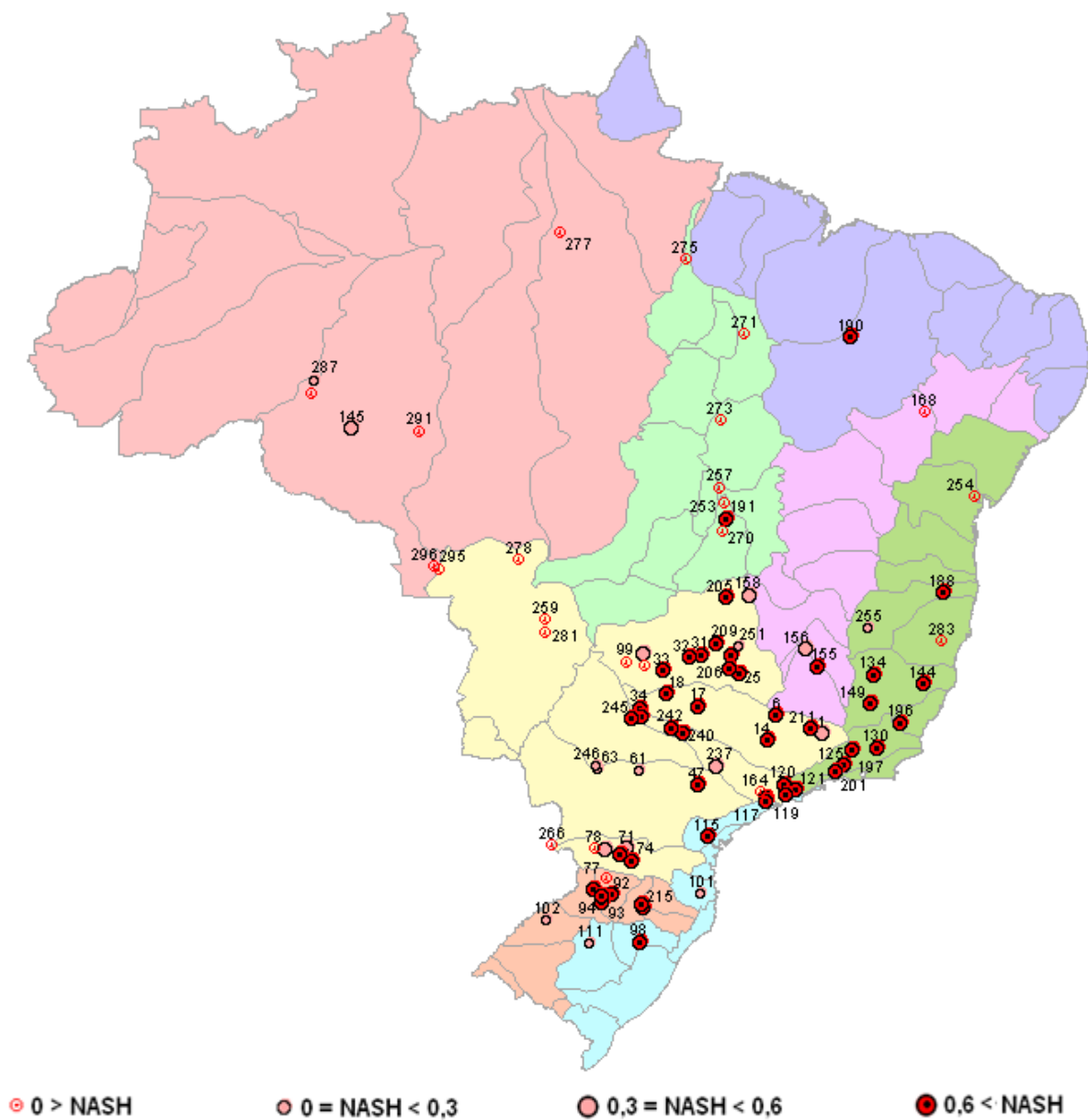
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.59 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base



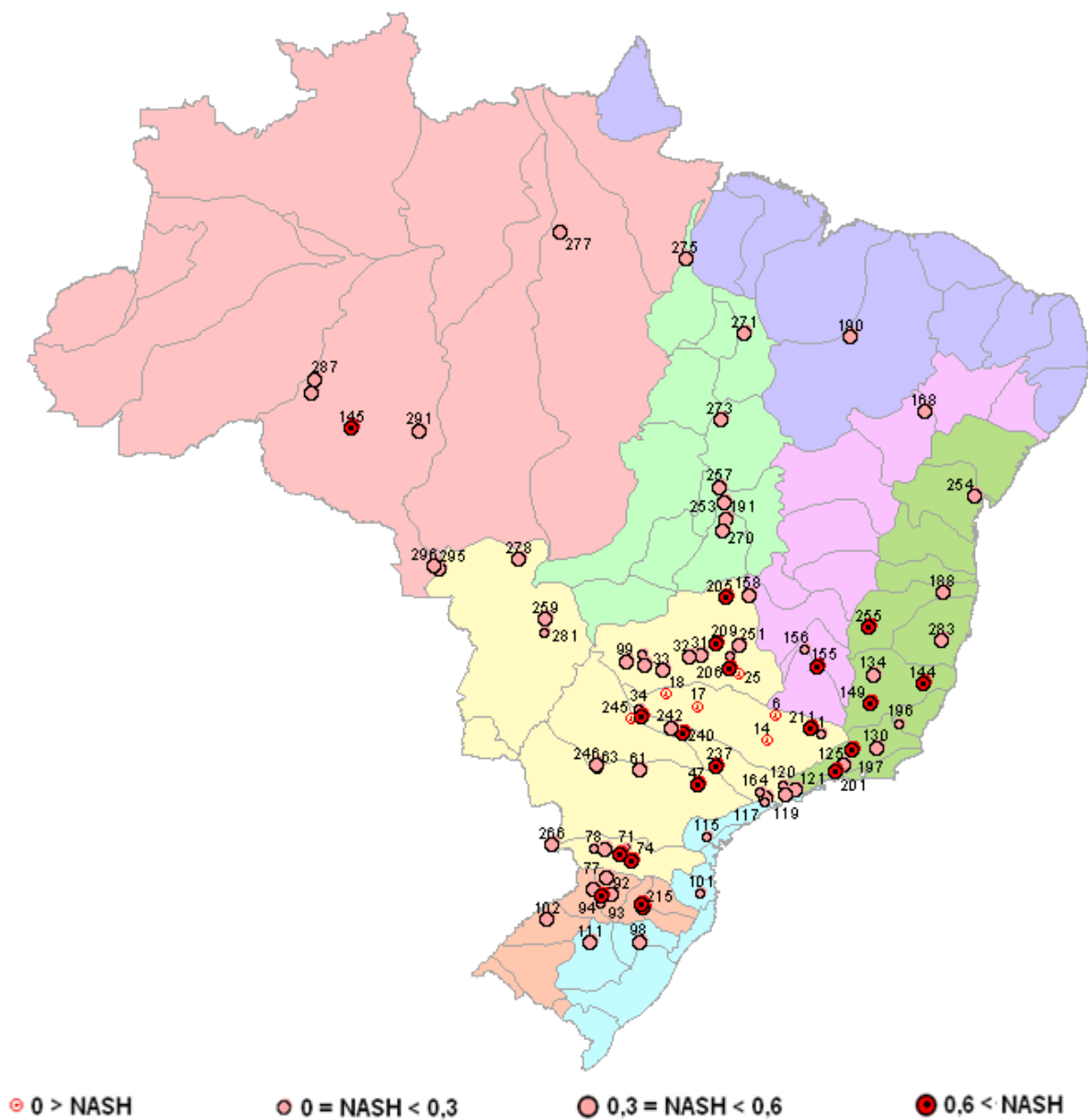
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.61 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.62 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor

5.2.7 Resultados Modelo 6 – ACP/PARX

5.2.7.1 Definição dos Componentes Principais

Como explicado anteriormente, por definição a Análise de Componente Principal – ACP é uma técnica estatística que tem como objetivo transformar o conjunto original de variáveis em um subespaço composto por uma base de vetores ortogonais (Componentes Principais – CP) que representem a maior parte da variabilidade dos dados do conjunto original no menor número de componentes possíveis.

Assim, a Figura 5.52 apresentada no **item 5.2.6** dessa tese, mostra o resultado da transformação das vazões padronizadas dos 88 Postos Base (PB's) em 88 CP's compostas de escores mensais relativos ao período da série de vazões. Apesar de as cinco primeiras CP's representarem 70,4% das características das séries de vazão dos 88 PB's, utilizar-se-á neste estudo todas as 88 CP's, gerando assim regressões mensais e prevendo os escores de cada uma delas. Somente após a previsão dos escores é que será feito o caminho inverso, ou seja, a transformação dos escores em vazões naturais afluentes.

5.2.7.2 Definição dos Modelos

Na determinação das regressões, de acordo com os meses do ano e os 88 CP's em estudo, foram testados como variáveis explanatórias os índices contidos na matriz descrita a seguir.

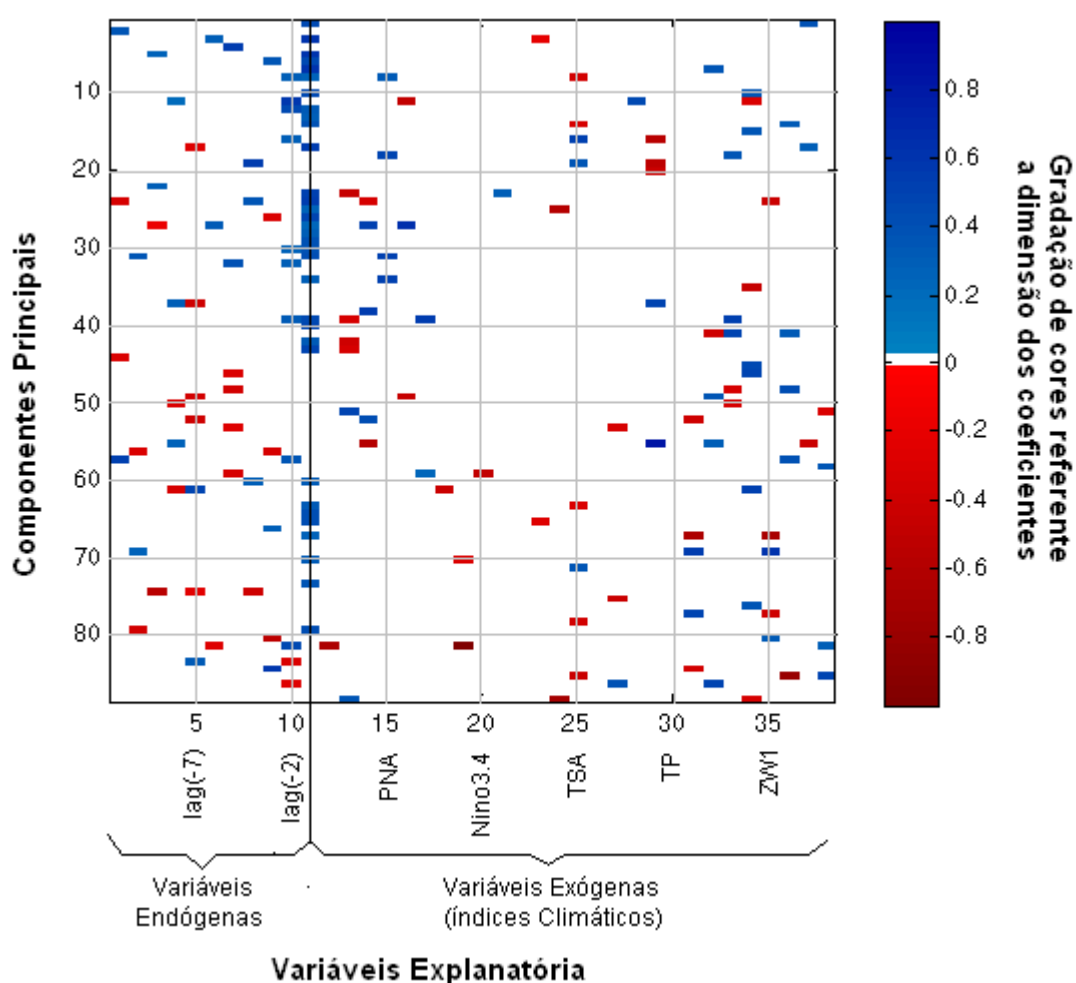
Nas colunas de 1 a 11 localizam-se os dados dos escores das CP's entre 11 meses (lag11) a 1 mês (lag1) de antecedência, respectivamente.

As colunas 12 a 38 utilizam os índices climáticos com lag1 como apresentados abaixo. A numeração ao lado índice representa a coluna onde ele está localizado na matriz de índices:

SOI(12), CAR(13), NTA(14), PNA(15), NAO(16), MEI(17), Nino₃(18), Nino₁₊₂(19), Nino_{3,4}(20), Nino₄(21), NP(22), ONI(23), TNA(24), TSA(25), QBO(26), PDO(27), BEST(28), PW(29), TP(30), NOI(31), TNI(32), AMO(33), ASBM(34), ZW1(35), ZW2(36), ZW3(37), SST1(38).

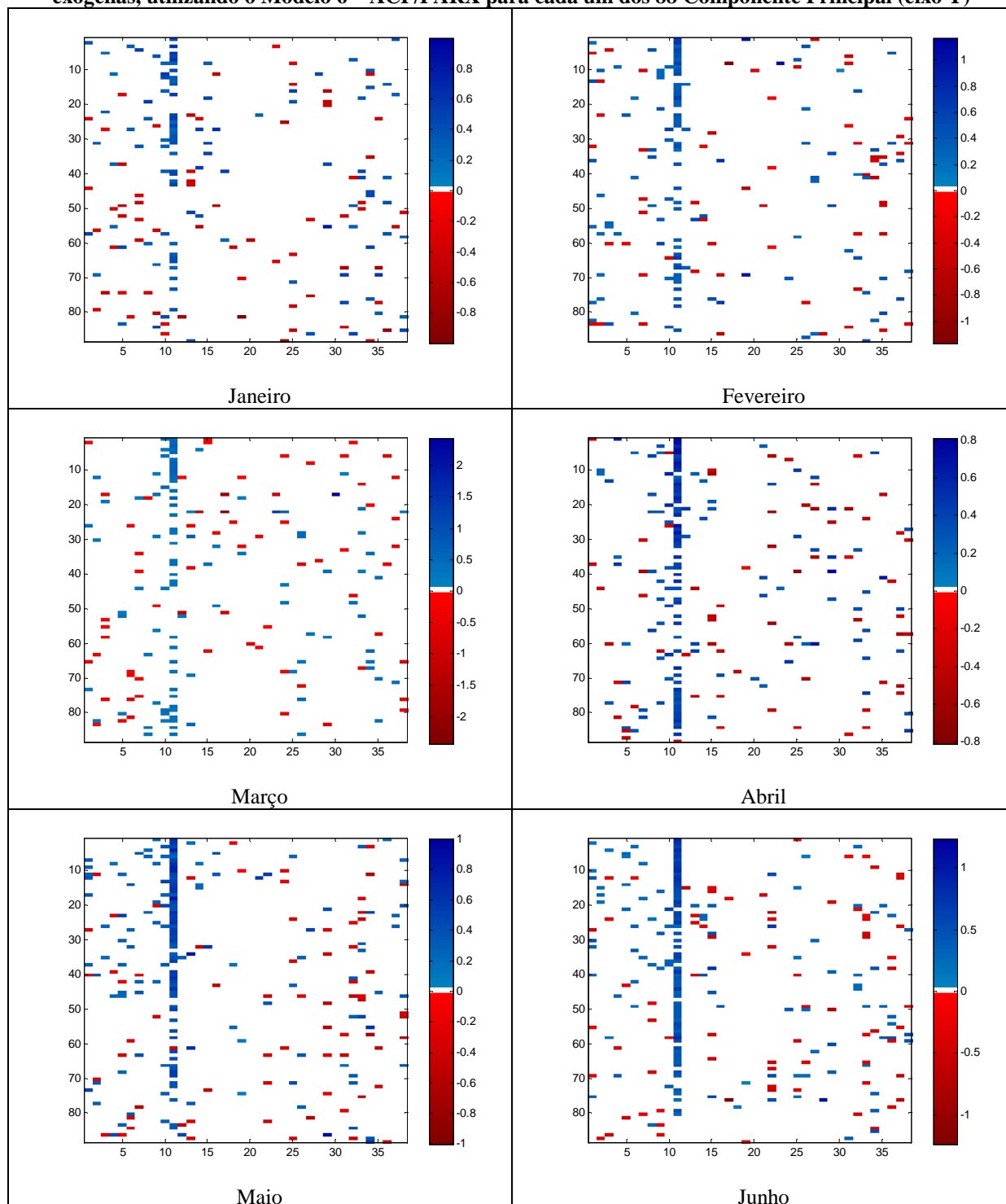
Utilizando a metodologia *stepwise* foram escolhidas as variáveis apresentadas na Figura 5.64(a,b), a matriz de cores neste gráfico representa o coeficiente (ou peso) de cada variável da regressão linear múltipla. A Figura 5.63 tem a função de balizar o entendimento da Figura 5.64. As variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensal para os 12 meses de cada um dos 88 CP's podem ser visualizadas na Figura G.1(a,b).

Figura 5.63 – Modelo explicativo das Figuras 5.64(a,b) utilizando como base os resultados do mês de janeiro do Modelo 6 – ACP/PARX onde no eixo X as variáveis explanatórias de 1 a 11 são endógenas e as de 12 a 38 são exógenas formadas por Índices Climáticos. O eixo Y é formado pelas Componentes Principais



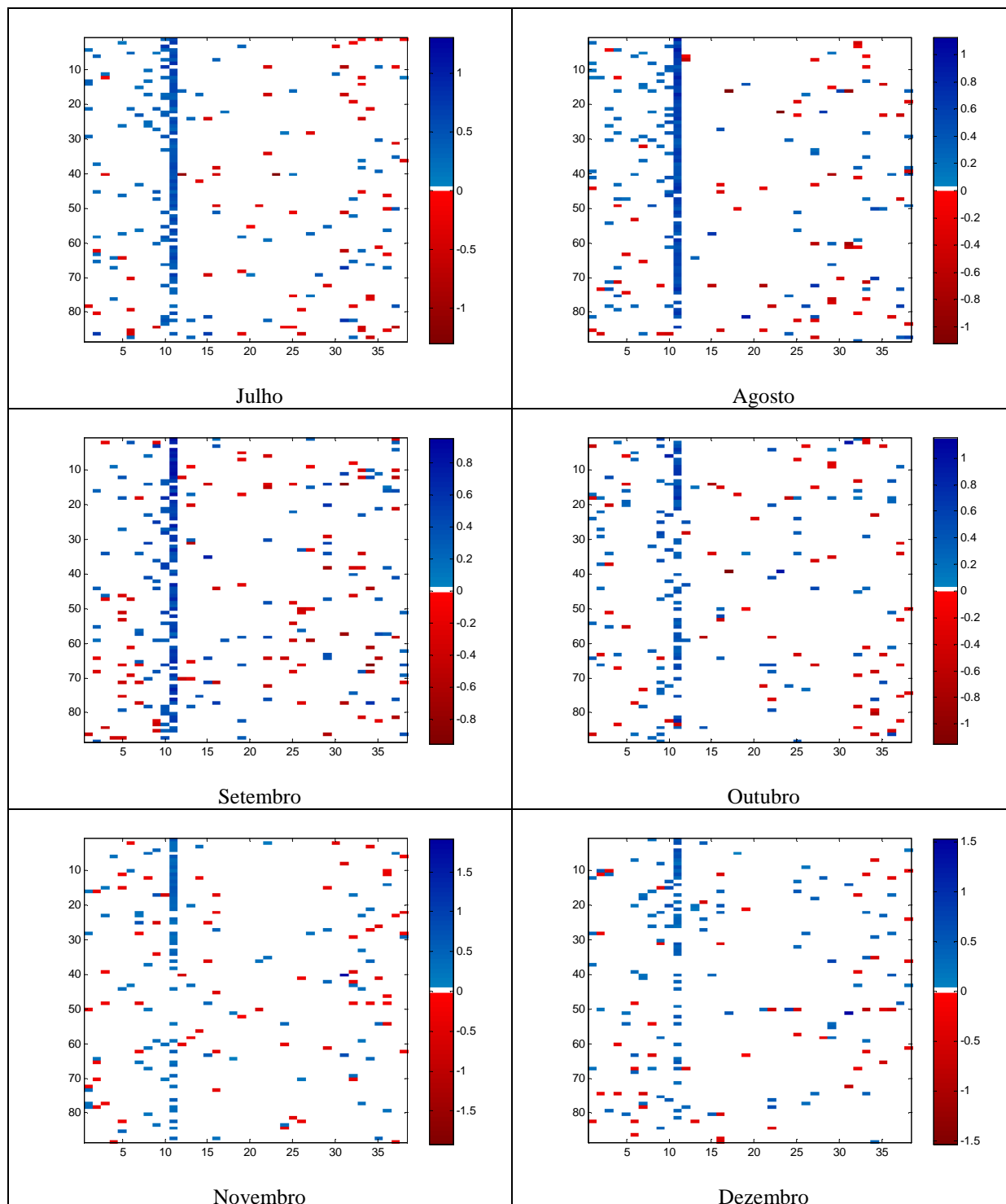
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.64(a) – Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo X), 1 a 11 endógenas e 12 a 38 exógenas, utilizando o Modelo 6 – ACP/PARX para cada um dos 88 Componente Principal (eixo Y)



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.64(b) – Valores dos coeficientes das variáveis explanatórias (eixo X), 1 a 11 endógenas e 12 a 38 exógenas, utilizando o Modelo 6 – ACP/PARX para cada um dos 88 Componente Principal (eixo Y).



Fonte: Produção do próprio autor

Na totalidade dos modelos ($12 \times 88 = 1.056$) existe uma grande influência da variável autoregressiva de lag1 presente na maioria (59,3%) das regressões mensais dos 88CP's, os escores mensais com lag2 só aparecem em 11,7% das equações, para os escores com lag3 a frequência é de 9,1%. Percebe-se também um predomínio das variáveis autorregressivas de abril a julho, a partir de agosto as variáveis autorregressivas e climáticas passam a ter uma distribuição quantitativa próxima a equivalência. Para os meses de janeiro e março as variáveis climáticas apareceram em maior quantidade que as autoregressivas.

Entre as variáveis climáticas, a mais comum é o $AMO_{(-1)}$ (Oscilação Atlântica Multidecadal) compondo em 8,0% das equações com maior influência entre os meses de maio a agosto; seguido do índice $TNI_{(-1)}$ (Trans-NINO) com 7,4%, apresentando uma distribuição temporal menos clara.

Em resumo as 10 variáveis mais utilizadas nas equações de regressão são: escore lag1 – 59,3%, escore lag2 – 11,7 %, escore lag3 – 9,1%, $AMO_{(-1)}$ – 8,0%, $TNI_{(-1)}$ – 7,4%, escore lag11 – 6,9 %, escore lag5 – 6,5 %, escore lag7 – 6,4 %, escore lag10 – 6,3 %, e $ASBM_{(-1)}$ – 6,3%.

As regressões mensais das CP's são formadas por até oito variáveis. Em 81,2% destas regressões são necessárias entre uma e três variáveis para explicar a variabilidade do termo dependente da equação. A maior quantidade de equações mensais possui apenas duas variáveis 28,2%, seguida por equações com uma e três variáveis com os percentuais de 23,8% e 21,2%, respectivamente.

Verifica-se que 84 equações, 8,0% do total, não possuem variáveis, logo não possuem regressões definidas. Apenas quatro regressões fizeram uso de equações com oito variáveis, assim como oito regressões fizeram uso de sete variáveis. Portanto, mesmo com um grande número de variáveis disponíveis (38), pode-se considerar que a parcimônia das equações foi mantida.

Avaliando o número de variáveis na regressão para os diferentes meses verifica-se que: maio é o mês onde o maior número de regressões necessita de quatro variáveis 16,7% das regressões dos 12 meses; para três variáveis o mês com maior percentual é o de julho 12,9%; para equações com duas variáveis, janeiro possui 9,4%; já para as regressões com apenas uma variável a frequência é a seguinte: fevereiro (10,4%), março (11,6%), abril (8,8%), outubro (9,6%), novembro (10,0%) e dezembro (10,4%).

Devido à transformação dos de vazões padronizadas em escores dos CP's os valores podem ser gerados com sinal negativo o que mascara e/ou dificulta a análise por algumas métricas definidas no Item 4.7 deste estudo. Portanto, nessa fase de calibração dos modelos utiliza-se apenas o coeficiente de Correlação (ver Figura G.2) e os valores do Erro Médio Absoluto – EMA (ver Figura G.3).

As melhores correlações se encontram nos modelos dos meses de maio a setembro com média de 64%. Os meses com maiores correlações médias são: agosto (69%), setembro (66%) e julho (65%). Para os meses de maio e junho, apesar de ambos possuírem cinco CP's sem modelos de regressão a partir da metodologia e variáveis utilizadas, apresentam correlação média de 58% e 61%, respectivamente. As menores correlações médias podem ser observadas nos meses de janeiro, fevereiro e dezembro (45%), março (46%), novembro (48%), outubro (53%) e abril (54%). As menores correlações médias podem ser observadas nos meses de janeiro (31%), dezembro (32%), fevereiro (33%), março (34%) e novembro (35%).

O mês de dezembro possui o maior número de correlações nulas, em um total de 13 CP's, os meses de janeiro e novembro possuem um número de 11 CP's. Esta situação acontece quando na geração dos modelos nenhuma das variáveis disponíveis conseguem explicar, de forma estatisticamente significativa, o comportamento da variável que se deseja prever (ver Quadro 5.6). Em termos de previsão o tipo de modelo descrito consta somente da vazão média somada a componente aleatória do erro.

Avaliando a calibração dos modelos de regressão em termos de Erro Médio Absoluto – EMA observa-se que os menores valores EMA se encontram nos modelos dos meses de maio a setembro com média de 0,57. Os meses com menores erros são os de agosto (0,55), julho e setembro (0,57). O período com maiores médias de EMA vai outubro a abril com média de 0,66. Os maiores valores de EMA podem ser observados nos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (0,67), março e novembro (0,66), outubro (0,64), e abril (0,63).

Quadro 5.6 – Componentes Principais onde não foi possível à determinação de regressões estatisticamente significantes ($\alpha=5\%$) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
PB3												
PB9												
PB21												
PB22												
PB26												
PB31												
PB32												
PB33												
PB34												
PB35												
PB36												
PB38												
PB39												
PB43												
PB45												
PB46												
PB47												
PB49												
PB50												
PB51												
PB53												
PB54												
PB55												
PB56												
PB57												
PB59												
PB60												
PB61												
PB62												
PB64												
PB65												
PB66												
PB68												
PB69												
PB70												
PB71												
PB72												
PB73												
PB74												
PB75												
PB77												
PB79												
PB81												
PB82												
PB83												
PB85												
PB86												
PB87												
PB88												

Fonte: Produção do próprio autor

5.2.7.3 *Previsão de vazões*

Nas análises de previsão de vazões foram utilizados os valores de vazões naturais, isto é, valores de vazão após a transformação dos escores previstos para cada uma das Componentes Principais. As vazões em sua escala natural possibilitam a visualização dos valores reais e a correção dos valores negativos. Os valores negativos são substituídos por vazões nulas de acordo com a definição metodológica adotada para esse estudo. Como já discutido anteriormente os valores de vazões mensais previstas serão analisadas com as métricas utilizadas pela Operadora Nacional do Sistema que consta do Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA, coeficiente de NASH e Distância Multicritério – DM.

Como a previsão de vazões mensais foi realizada entre os anos de 1998 e 2003 (seis anos), a pequena quantidade de anos inviabilizaria uso das métricas de análise dos resultados mês em mês, portanto optou-se por apresentar os resultados para toda a série de dados e separadamente para os meses de dezembro, janeiro e fevereiro (DJF); março, abril e maio (MAM); junho, julho e agosto (JJA); e setembro, outubro e novembro (SON). Com essas análises preservam-se as estatísticas gerais mensais e dos meses úmidos e secos. Assim, os valores de EMPA, NASH e DM são apresentados nas Figuras 5.65 a 5.67, respectivamente.

Observa-se na Figura 5.65 que o valor médio de EMPA da série de valores estimados é de 31% variando entre 8 e 164%. Para os valores dos períodos de DJF, MAM, JJA e SON as médias são de 37%, 34%, 24% e 30%, respectivamente. Verificam-se ainda que os valores de EMPA do PB45 – Pedra do Cavalo (localizada na região hidrográfica do Atlântico Leste) são sobremaneira elevados o que para os períodos de DJF (202%), MAM (305%) e série (164%).

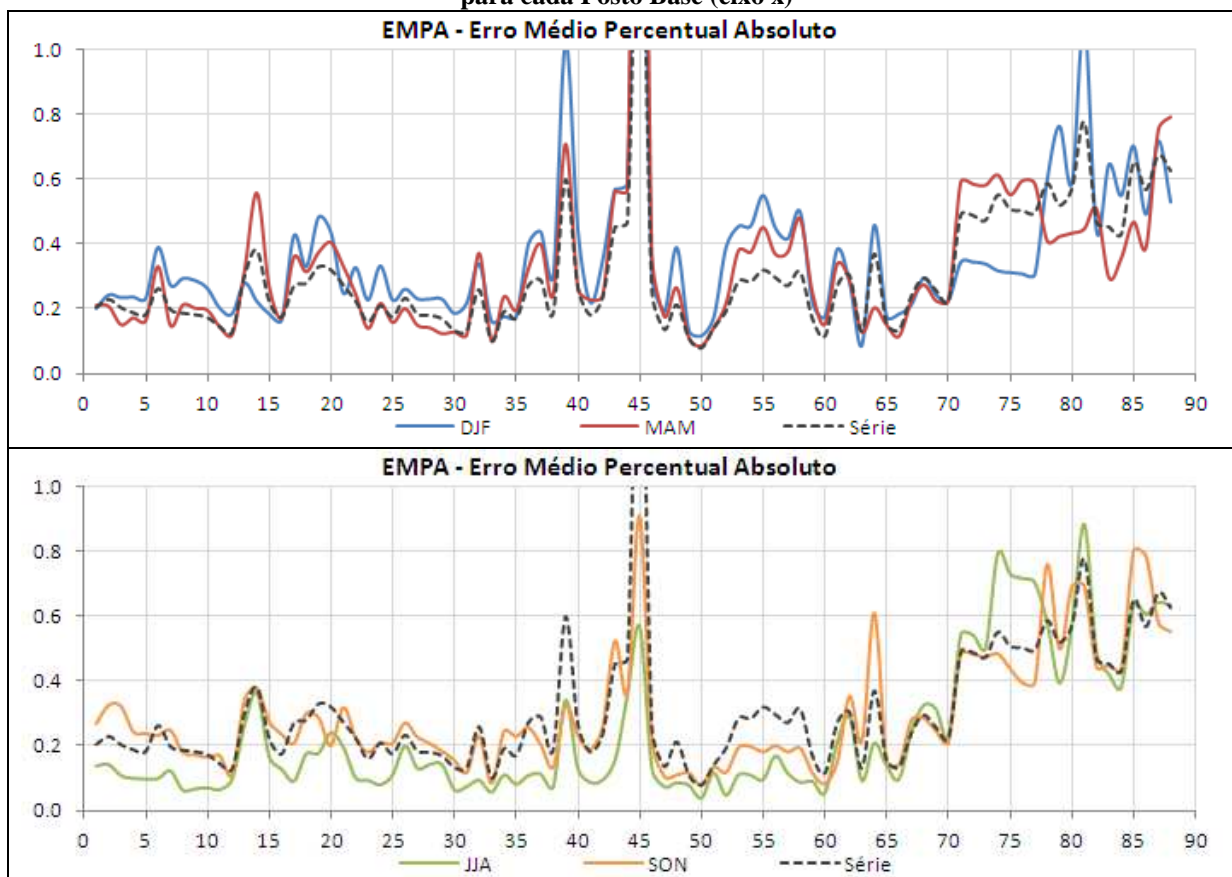
Para o período de DJF cabe menção do elevado valor de 103% para o EMPA do PB39 – Itapebi (localizada na região hidrográfica do Atlântico Leste) e 109% para PB81 – Castro Alves (localizada na região hidrográfica do Atlântico Sul).

Para todos os períodos em análise há um pequeno aumento do Erro Médio Percentual Absoluto para os PB's entre 70 a 88, referente às bacias do rio Iguaçu (bacia do Paraná) e Uruguai, as médias de EMPA para essas regiões são de 53% para a série de previsão; 51% para DJF e MAM, 58% para JJA e 53% para SON.

Usando como limite aceitável os valores de erro menores 50% constata-se que os PB's estão acima do aceitável para previsão de vazões DJF 39, 43 e 45, 55, 58, 78 e 81, 83 e

85, e 87 e 88; para MAM os PB's 14, 39, 43, 45, 71 a 77, 82, e 87 e 88; para JJA os PB's 45, 71 a 78, 80 e 81, e 85 a 88; para SON os PB's 43, 45, 64, 78, 80 e 81, e 85 a 88.

Figura 5.65 – Valores do coeficiente de Erro Médio Percentual Absoluto – EMPA (eixo y) das vazões observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base (eixo x)



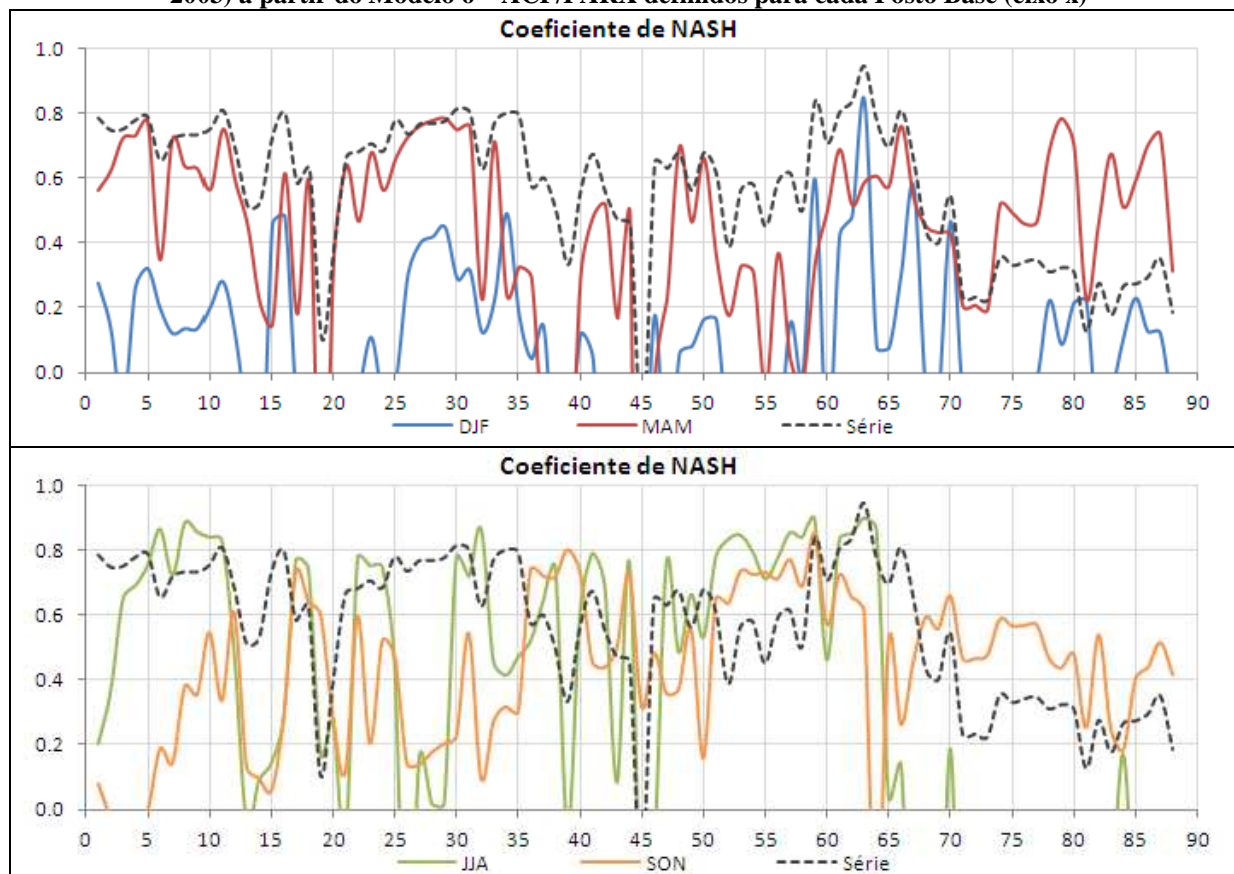
Fonte: Produção do próprio autor

Analisando os coeficientes de NASH apresentados na Figura 5.66, percebe-se que o valor médio serial entre os PB's, é de 0,56, considerado relativamente elevado, com menor valor observado no PB45 que possui valor de -0,21. Para os valores dos diferentes períodos e PB's a variabilidade é muito grande; o valor médio para o período de DJF é de 0,56 variando entre -0,21 para o PB45 e 0,94 para o PB63; para MAM o valor médio é de 0,40 variando entre -3,29 para o PB45 e 0,78 para o PB29; para JJA o valor médio é de 0,26 variando entre -0,92 para o PB71 e 0,90 para o PB63; e para SON o valor médio é de 0,42 variando entre -0,65 para o PB3 e 0,85 para o PB59.

Coefficientes de NASH negativos significam que a regressão utilizada para determinação de valores de previsão é menos eficiente que o uso da média histórica de longo

período, tal situação são apresentadas para o período DJF nos PB's 2, 13 e 14, 17 a 22, 24 e 25, 38 e 39, 42 a 45, 47, 52 e 56, 58, 60, 68 e 69, 71 e 77, 82 e 83, e 88; para MAM nos PB's 19, 37 a 39, 45 e 46, 55, e 58; para JJA nos PB's 13, 21, 26, 39, 45 e 46, 67 a 69, 71 a 83, e 85 a 88; para SON nos PB's 2 a 5, e 64.

Figura 5.66 – Valores de coeficiente de NASH (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base (eixo x)



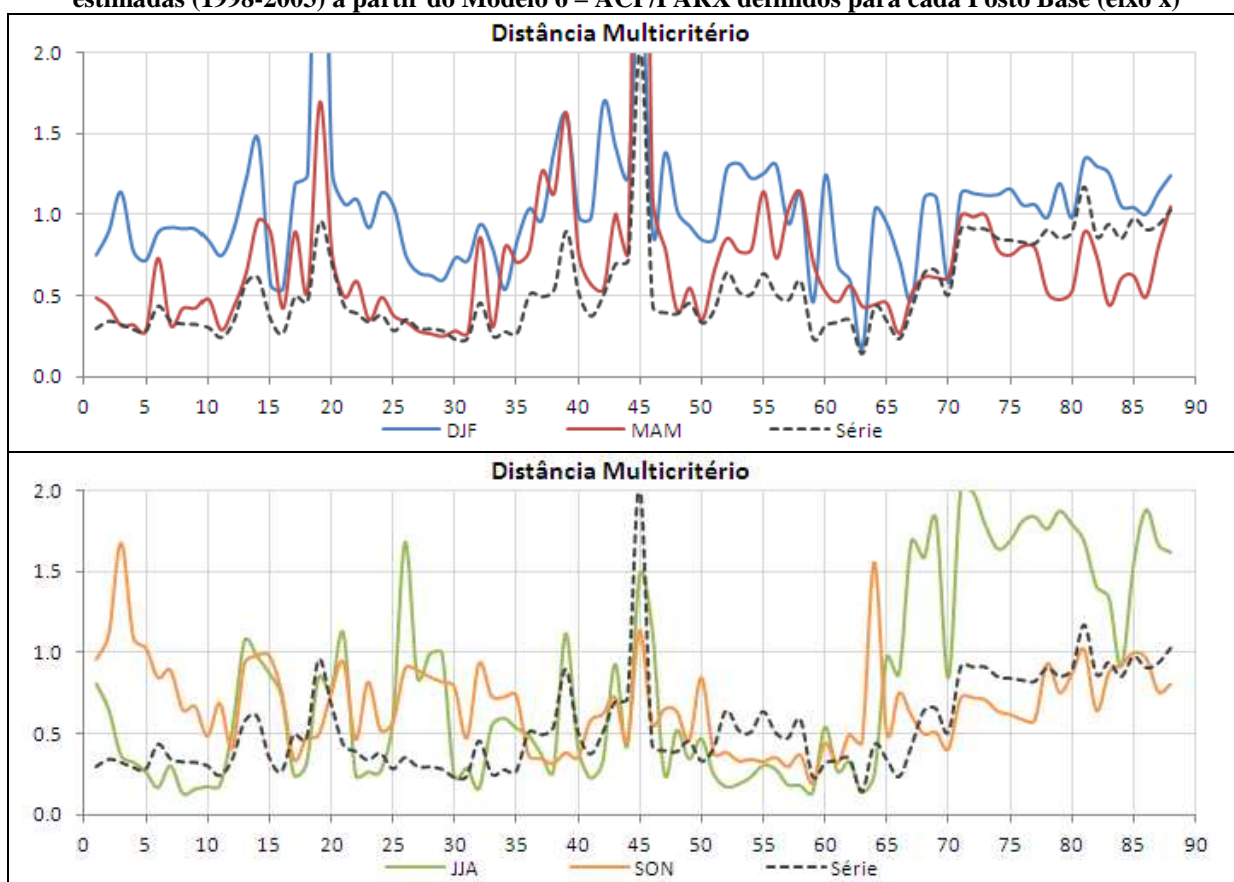
Fonte: Produção do próprio autor

De acordo com o Operador Nacional do Sistema (ONS), o coeficiente Distância Multicritério – DM tem como objetivo evitar interpretações conflitantes e/ou subjetivas. Este utiliza de forma agregada os coeficientes de NASH e EMPA, onde quanto mais próximo de zero o DM melhor é o modelo. Observa-se que a Figura 5.67 apresenta uma média serial é de 0,54 variando entre 0,14 e 2,03. Para os valores dos diferentes períodos e PB's a variabilidade é muito grande; o valor médio para o período de DJF é de 1,04 variando entre 0,18 para o PB63 e 3,82 para o PB18; para MAM o valor médio é de 0,70 variando entre 0,25 para o PB29 e 5,27 para o PB45; para JJA o valor médio é de 0,79 variando entre 0,13 para o PB8 e

2,00 para o PB71; e para SON o valor médio é de 0,67 variando entre 0,19 para o PB59 e 1,68 para o PB3.

Usando como limite aceitável os valores com DM acima da unidade verifica-se que os PB's 3, 13 e 14, 17 e 22, 24 e 25, 38 e 39, 42 a 45, 47 e 48, 52 a 56, 58, 60, 64, 68 e 69, 71 a 77, 79, e 81 a 88, estão acima do aceitável para previsão de vazões DJF; para MAM os PB's 19, 37 a 39, 43, 45 e 46, 55, 57 e 58, e 88; para JJA os PB's 13, 21, 26, 39, 45 e 46, 67 a 69, 71 a 83, 85 a 88; para SON os PB's 2 a 5, 45, 64, e 81.

Figura 5.67 – Valores do coeficiente Distância Multicritério – DM (eixo y) das vazões médias observadas e estimadas (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base (eixo x)



Fonte: Produção do próprio autor

O coeficiente DM é interessante para comparação entre modelos, o que será feito no fim desta tese, para análise da capacidade de previsão de vazão de um modelo acredita-se que a métrica mais aconselhável é a do coeficiente de NASH. Portanto, as Figuras 5.68 a 5.72 apresentam a distribuição espacial dos coeficientes de NASH em todos os PB para a série completa de validação e para os períodos DJF, MAM, JJA e SON.

Para as Figuras 5.68 a 5.72, avalia-se que de uma forma geral os meses de DJF com uma baixa previsibilidade de vazões para as regiões Atlântico Leste e Sudeste, além das bacias do São Francisco, Tocantins-Araguai, Bacia do Amazonas e norte da Bacia do Uruguai. Resultados relativamente bons podem ser observados basicamente nas parcelas central da bacia do Paraná, sendo que apenas o PB28 – Nova Avanhandava (242) – rio Tietê (Bacia do Paraná) possui valor de NASH acima de 0,60.

Para os meses de MAM o panorama muda drasticamente e baixa capacidade de previsão de vazões só será observada em pontos bastante específicos como em algumas PB's do Atlântico Sudeste e a importante barragem de Sobradinho.

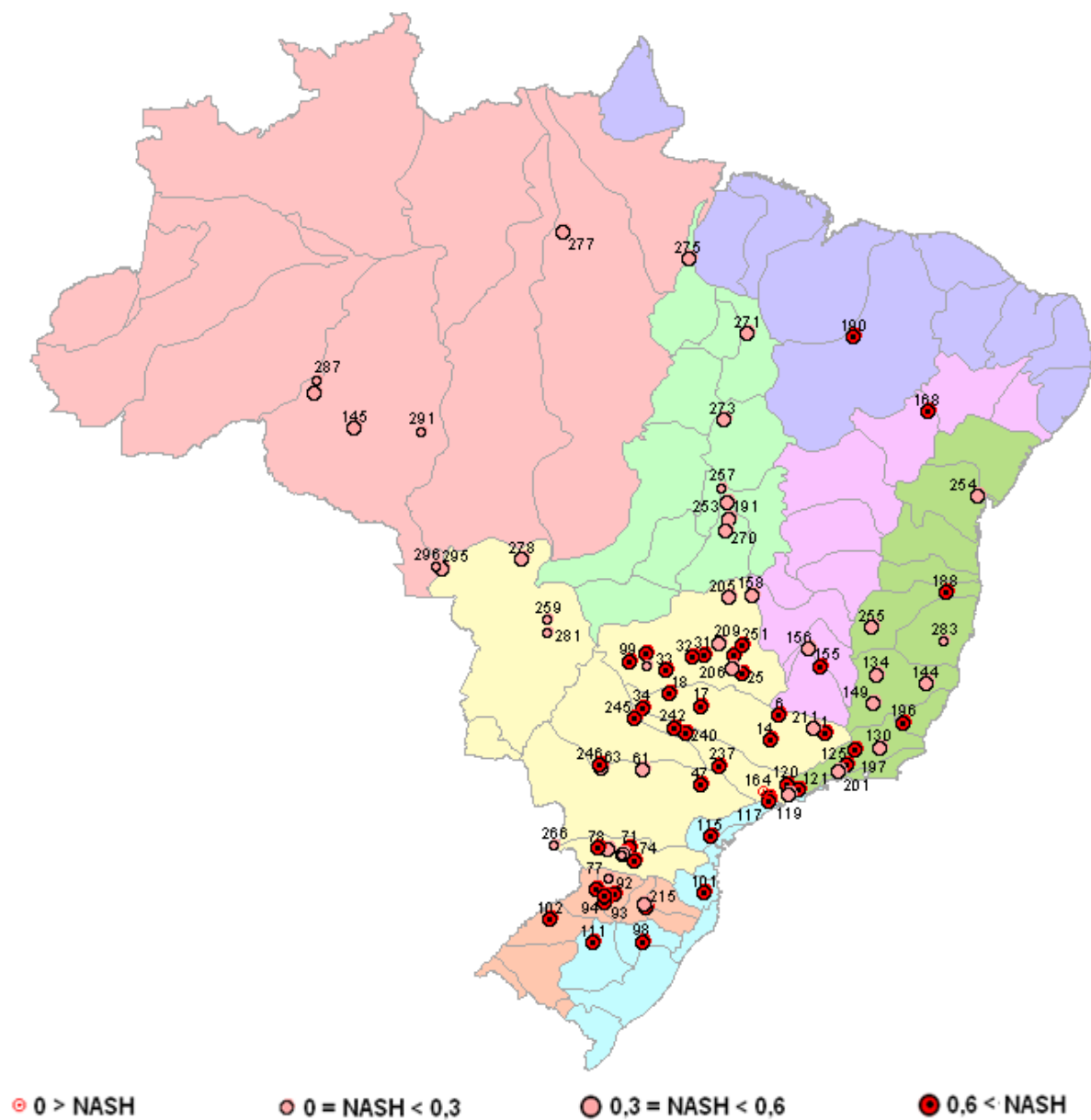
Já nos meses de JJA, a disparidade entre os coeficientes de NASH nas diferentes regiões é bastante pronunciada pois, enquanto as regiões do Tocantins-Araguai, do Amazonas, noroeste da Bacia do Paraná não apresentam modelos eficientes, em alguns casos sendo mais interessante utilizar a média histórica como variável prevista; O restante da bacia do Paraná, as regiões do Atlântico Sul, Sudeste e Leste, sul do rio São Francisco e norte do Uruguai possuem valores de NASH normalmente acima de 60%.

No período de SON a previsibilidade mantém-se alta nas regiões do Atlântico Leste-Sudeste, norte e centro do rio Paraguai, rio Amazonas, e norte do rio Uruguai; os valores dos coeficientes aumentam na região do Tocantins-Araguaia.

Ainda com relação ao coeficiente de NASH apresentam os ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados para os quatro PB's com melhores valores (ver Figura G.4) do coeficiente de NASH e os quatro PB's com menores valores de NASH (ver Figura G.5).

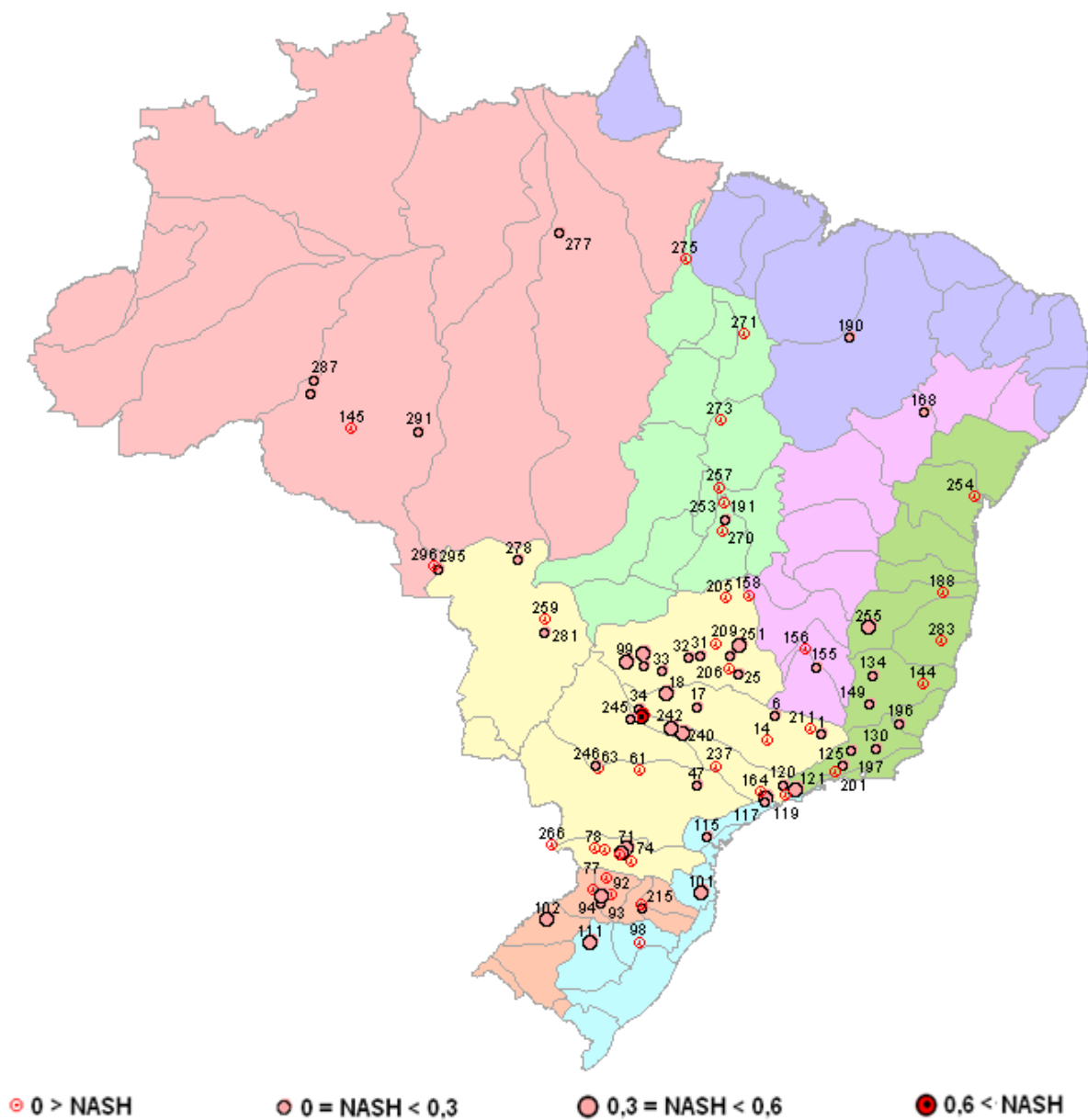
Os maiores valores de NASH podem ser observados no PB63 – Santo Antônio (287) e PB62 – Samuel (279) – Bacia Amazonas; PB59 – Tucuruí (275) Bacia Tocantins-Araquuaia, PB30 – Jupiá (245) bacia do rio Tietê (Bacia do Paraná); já os menores são os dos PB45 – Pedra do Cavalo (254) – Atlântico Leste, PB19 – Queimado (158) – São Francisco, PB81 – Castro Alves (98) e PB83 – São José (102) – Bacia do Uruguai.

Figura 5.68 – Valores do coeficiente de NASH na série de previsão de vazão mensal (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base



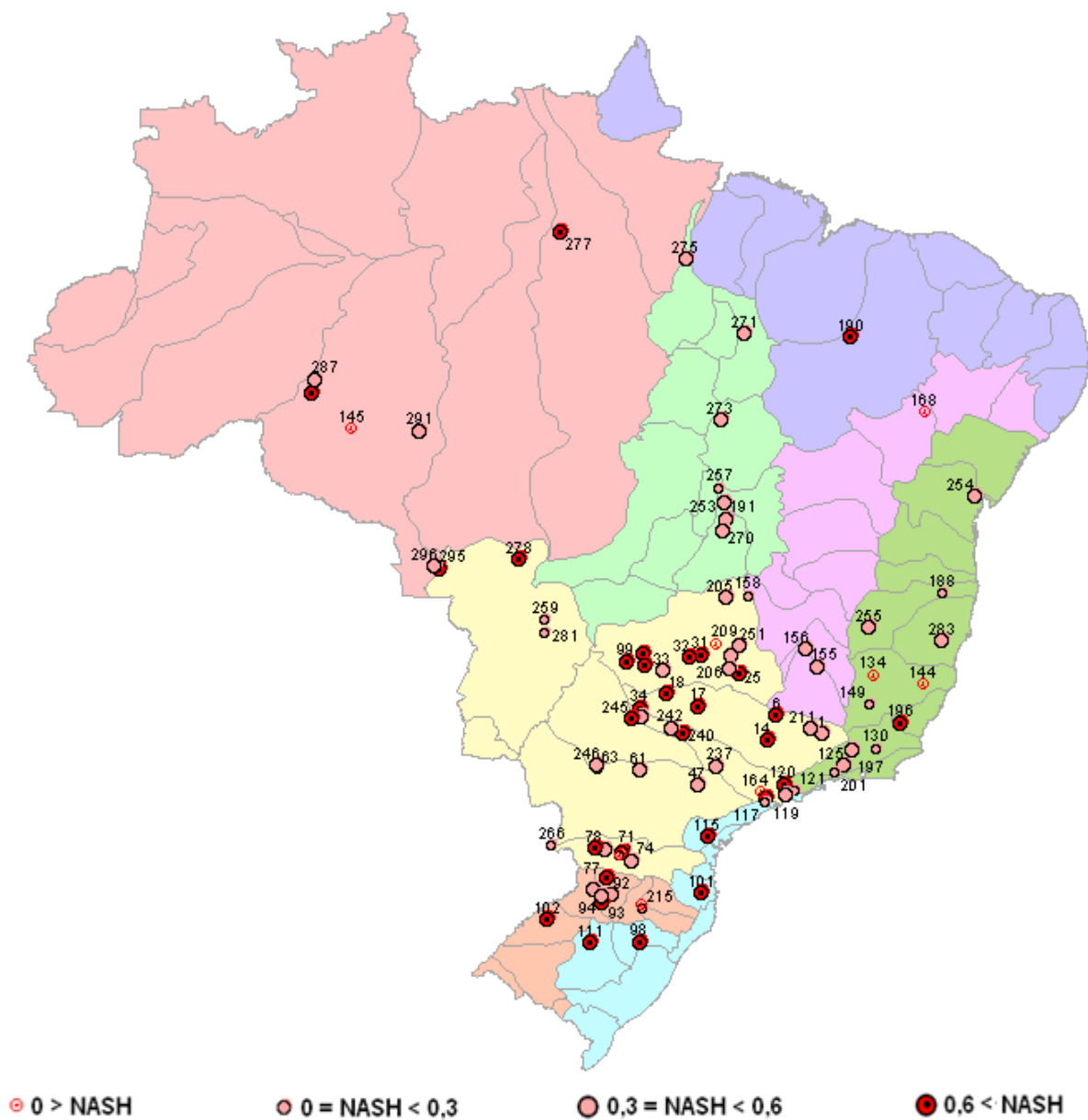
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.69 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base



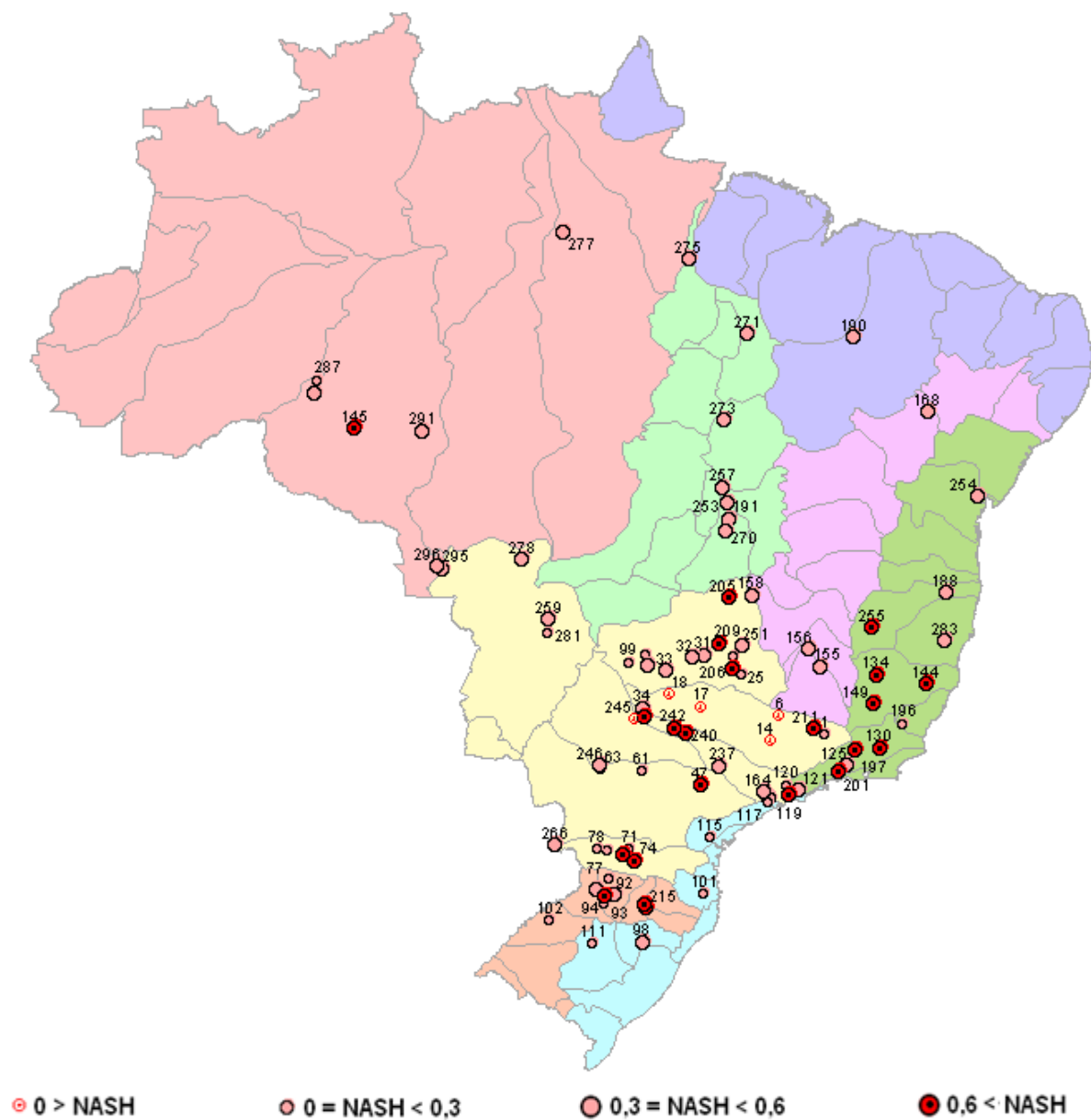
Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.70 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de março, abril e maio (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 5.72 – Valores do coeficiente de NASH na previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor

5.2.8 Análise Comparativa dos Modelos de Previsão de Vazão

A princípio apresentaremos uma breve análise das regressões obtidas para cada um dos modelos como base nas variáveis explanatórias mais significativas, ou seja, as mais utilizadas nas regressões geradas. Em seguida faz-se uma avaliação detalhada dos resultados das previsões de vazões mensais de acordo com a estrutura das regressões e suas variáveis explanatórias, dos métodos de manutenção da estrutura correlacional das séries de vazões afluentes e as vazões previstas, e os diferentes períodos de análise de previsão. Os modelos em análise nesta tese são: Modelo 1 – CRD/PAR, Modelo 2 – CRD/PARX, Modelo 3 – CVZ/PARX1, Modelo 4 – CVZ/PARX2, Modelo 5 – ACP/PAR e Modelo 6 – ACP/PARX.

5.2.8.1 Análise das regressões dos modelos

Todos os modelos de regressão fazem uso de variáveis endógenas, ou seja, aquelas que fazem parte da sua própria série de dados sendo utilizadas entre 1 e 11 meses de antecedências, lag1 e lag11, respectivamente. Destes, os modelos CRD/PAR e ACP/PAR fazem uso somente de variáveis endógenas. O restante dos modelos faz uso de variáveis endógenas associadas a algum tipo de variável exógena, ou seja, fora de sua série temporal. Três modelos CRD/PARX, CVZ/PARX2 e ACP/PARX fazem uso de índices climáticos como variável explanatória de suas regressões. Apenas o modelo CVZ/PARX2 faz uso dos índices climáticos associados a algum outro tipo de variável exógena, neste caso, com dados de vazões afluentes padronizadas de outros Postos Base (PB's) com um mês de antecedência (lag1). O modelo CVZ/PARX1 faz uso apenas das vazões dos PB's como variável explanatória.

Assim, os modelos fazem uso do seguinte número de variáveis a serem testadas na determinação de suas regressões: CRD/PAR e ACP/PAR possuem 11 variáveis endógenas; CRD/PARX e ACP/PARX possuem 38 variáveis, sendo 11 endógenas e 27 exógenas (índices climáticos); CVZ/PARX1 possui 98 variáveis, sendo 11 endógenas e 87 exógenas (vazões de outros PB's); e o CVZ/PARX2 possui 125 variáveis, sendo 11 endógenas e 114 exógenas (27 índices climáticos e 97 vazões de outros PB's).

Intuitivamente os modelos com maior número de variáveis em sua matriz de seleção possuem maiores chances de produzirem modelos com maiores eficiências. Podemos

confirmar tal assertiva, a partir dos valores de Correlação média e Erro Médio Absoluto – EMA, entre as regressões mensais para os 88 PB's dos diferentes modelos, como apresentado na Tabela 5.6. Ainda neste Quadro, são apresentadas as 10 variáveis mais significativas ou mais influentes nas regressões dos diferentes modelos.

Tabela 5.6 - As 10 variáveis mais frequentes e as estatísticas médias dos ajustes nas regressões dos diferentes modelos.

Modelo 1 CRD/PAR		Modelo 2 CRD/PARX		Modelo 3 CVZ/PARX1		Modelo 4 CVZ/PARX2		Modelo 5 ACP/PAR		Modelo 6 ACP/PARX	
lag1	60,6%	lag1	85,3%	lag1	45,9%	lag1	46,5%	lag1	60,6%	lag1	59,3%
lag2	11,7%	lag2	17,3%	lag2	15,2%	lag2	16,9%	lag2	11,7%	lag2	11,7%
lag3	9,1%	lag3	13,3%	lag3	11,8%	lag3	12,5%	lag3	9,1%	lag3	9,1%
lag11	7,0%	AMO ₍₋₁₎	10,5%	PB63 ₍₋₁₎	9,5%	PB70 ₍₋₁₎	9,6%	lag11	7,0%	AMO ₍₋₁₎	8,0%
lag5	6,5%	TNI ₍₋₁₎	9,5%	PB70 ₍₋₁₎	9,5%	TNI ₍₋₁₎	9,1%	lag5	6,5%	TNI ₍₋₁₎	7,4%
lag7	5,9%	lag5	9,2%	PB19 ₍₋₁₎	8,6%	lag4	9,0%	lag7	5,9%	lag11	6,9%
lag9	5,7%	lag4	8,6%	lag6	8,5%	PB63 ₍₋₁₎	8,9%	lag9	5,7%	lag5	6,5%
lag4	5,7%	ZW3 ₍₋₁₎	8,0%	lag5	8,1%	PB19 ₍₋₁₎	8,8%	lag4	5,7%	lag7	6,4%
lag10	5,3%	lag11	7,6%	lag4	8,0%	AMO ₍₋₁₎	8,5%	lag10	5,3%	lag10	6,3%
lag6	5,1%	lag6	7,4%	PB49 ₍₋₁₎	7,9%	lag6	8,3%	lag6	5,1%	ASBM ₍₋₁₎	6,3%
Correl	0,69	Correl	0,75	Correl	0,81	Correl	0,85	Correl	0,43	Correl	0,55
EMA	0,49	EMA	0,46	EMA	0,41	EMA	0,37	EMA	0,66	EMA	0,62

Fonte: Produção do próprio autor.

Com relação as 10 variáveis mais frequentes nos modelos, verifica-se que todos eles possuem as variáveis endógenas de lag1, lag2 e lag3, nesta ordem, como as variáveis com maior capacidade de explicar a variabilidade das vazões afluentes aos diferentes PB's, nos quatro primeiros modelos e a variabilidade dos escores dos diferentes Coeficientes Principais (CP's), para os dois últimos modelos. Entre os modelos que usam apenas variáveis endógenas a quarta mais frequente é a de lag11 com 7,0% nos modelos CRD/PAR e ACP/PAR.

As variáveis de lag1 compõem entre 45,9% das equações dos Modelos CVZ/PARX1 a 85,1% das regressões dos Modelos CRD/PARX. As de lag2 variam entre 11,7% para os modelos CRD/PAR, ACP/PAR e ACP/PARX, a 17,3% do CRD/PARX. As de lag3 variam entre 9,1% para os modelos CRD/PAR, ACP/PAR e ACP/PARX, a 13,3% do CRD/PARX.

Entre as variáveis exógenas os modelos CRD/PARX e ACP/PARX que usam exclusivamente, índices climáticos como este tipo de variável em suas regressões, AMO₍₋₁₎ e TNI₍₋₁₎ como quarta e quinta variáveis mais frequentes. AMO₍₋₁₎ compõe 10,5% das regressões do modelo CRD/PARX e 8,0% das regressões do modelo ACP/PARX, TNI₍₋₁₎ compõe 9,5% das regressões do modelo CRD/PARX e 7,4% das regressões do modelo ACP/PARX. Cabe lembrar que AMO representa a Oscilação Atlântica Multidecadal e TNI o

índice Trans–NINO. Cabe menção de dois índices climáticos que se mostraram importantes. O índice ZW3 aparece como o oitavo mais frequente (8,0%) nas regressões do modelo CRD/PARX, este índice foi proposto nesta tese e representa a média dos ventos zonais entre 15N-5N e 150W-180W, área um pouco acima do NINO₄. O índice ASBM (Anomalia de TSM na Confluência do Atlântico Sul nas Correntes entre Brasil-Malvinas) proposto na tese de doutorado de Cataldi (2008) apresenta-se como o décimo índice mais frequente (6,3%) nas regressões do modelo ACP/PARX corroborando o estudo do citado autor.

Nos modelos que utilizam como variáveis exógenas as vazões afluentes padronizadas dos outros PB's com lag1, tem-se como mais representativos nas regressões os dados de PB19₍₋₁₎, PB63₍₋₁₎ e PB70₍₋₁₎. Para o Modelo CVZ/PARX1, que utiliza exclusivamente este tipo de variável como exógena em suas regressões, os PB19₍₋₁₎, PB63₍₋₁₎ e PB70₍₋₁₎ aparecem como, quarta, quinta e sexta variáveis mais frequentes com os percentuais de 9,5%, 9,5% e 8,6%, respectivamente. No modelo CVZ/PARX2 que utiliza este tipo de variável associada aos índices climáticos como dados exógenos de suas regressões, o PB70₍₋₁₎ aparece como a quarta variável com 9,6%, em sétimo PB63₍₋₁₎ com 8,9%, e em oitavo o PB19₍₋₁₎ com 8,8%. Neste modelo, entre as variáveis formadas pelos PB's tem-se as variável TNI₍₋₁₎ e a vazão de lag4, como percentual de 9,1 e 9,0, respectivamente.

5.2.8.2 *Análise das previsões de vazões dos modelos*

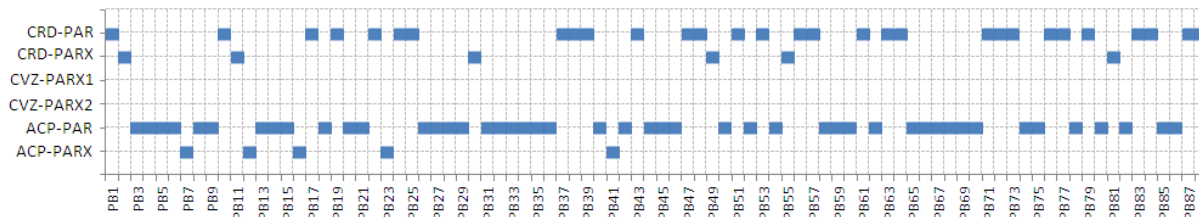
O Operador Nacional do Sistema (ONS) com o objetivo de evitar interpretações conflitantes e/ou subjetivas desenvolveu o coeficiente Distância Multicritério (DM) (ONS, 2010b). Este utiliza de forma agregada os coeficientes de NASH e do Erro Médio Absoluto Percentual – EMPA, onde quanto mais próximo de zero o DM melhor é o modelo. Essa métrica foi utilizada na análise comparativa entre a previsão de vazões realizadas para os diferentes modelos utilizados nessa tese.

A previsão de vazões mensais foi realizada entre os anos de 1998 e 2003 (6 anos), neste estudo optou-se pela análise desta para os seguintes períodos: toda a série de dados (Série); e separadamente para os meses de dezembro, janeiro e fevereiro (DJF); março, abril e maio (MAM); junho, julho e agosto (JJA); e setembro, outubro e novembro (SON). Entende-se que a definição destes períodos preservam-se as estatísticas mensais como um todo e dos meses úmidos e secos.

A determinação de DM é efetuada a partir do cálculo do valor do coeficiente de NASH e do valor do EMPA para um determinado período de uma série de dados, neste caso, tal série é composta de valores de vazões observadas e previstas para um determinado Posto Base (PB). Assim, para um PB teremos 11 valores de DM, cinco para cada um dos períodos definido (série, DJF, MAM, JJA, SON) e seis segundo os diferentes modelos de previsão (CRD/PAR, CRD/PARX, CVZ/PARX1, CVZ/PARX2, ACP/PAR e ACP/PARX). Portanto, a comparação entre os diferentes PB's como o mais eficiente, ou seja, menor valor de DM foi executado segundo os diferentes modelos e diferentes períodos. Os valores de DM de todos os PB para os diferentes modelos nos períodos definidos podem ser observados nos Quadros H.1 a H.5 e nas Figuras H.1 a H.5.

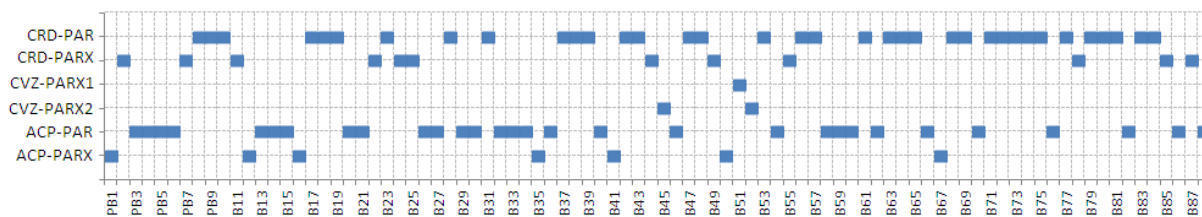
A comparação entre os modelos, que é o nosso objetivo, é realizada definindo para cada período, em que modelo o PB em estudo apresentou o menor valor de DM, isto é, maior eficiência. Logo, esses resultados comparativos foram apresentados de diferentes formas, a princípio foi definido para um PB no período previamente definido qual modelo apresenta o menor valor de DM, a visualização desta definição pode ser observada de três formas: na forma gráfica nas Figuras 5.73 a 5.77; na forma tabular no Quadro 5.7(a,b) e na forma de mapas nas Figuras 5.78 a 5.82. Após definido o melhor modelo para um determinado PB em um determinado período, procurou-se sintetizar estes dados definindo para os 88 PB's o percentual destes para cada modelo definido, de acordo. Tal informação foi apresentada de forma percentual na Tabela 5.7 e Figura 5.83.

Figura 5.73 – Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo a série de vazões mensais (1998-2003)



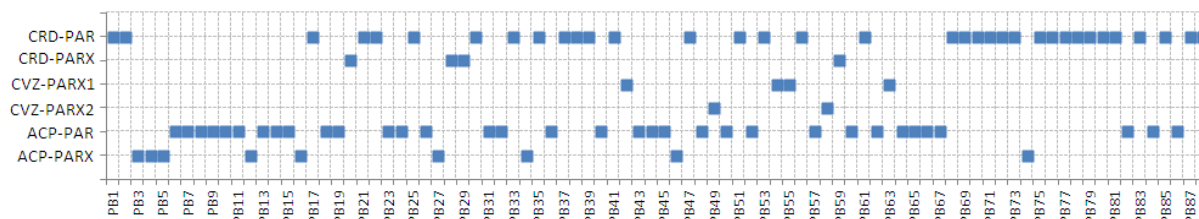
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 5.74 – Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003)



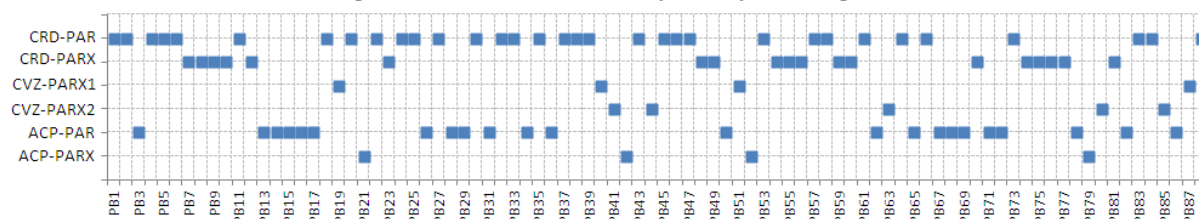
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 5.75 – Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses março, abril e maio (1998-2003)



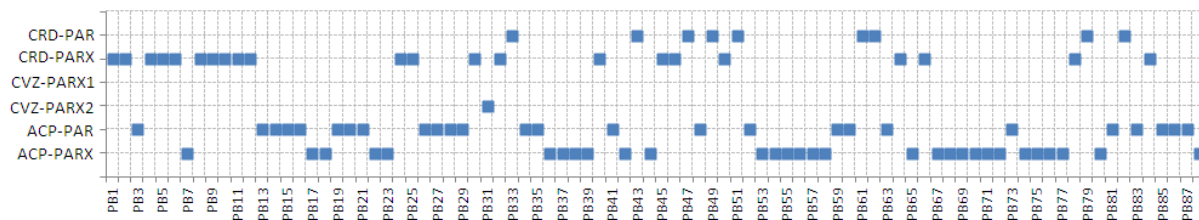
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 5.76 – Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses junho, julho e agosto (1998-2003)



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 5.77 – Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses setembro, outubro e novembro (1998-2003)



Fonte: Produção do próprio autor.

Quadro 5.7(a) – Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério para os diferentes períodos de análise de previsão de vazões mensais (1998-2003)

Posto Base	Anual	DJF	MAM	JJA	SON
PB1	CRD-PAR	ACP-PARX	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX
PB2	CRD-PARX	CRD-PARX	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX
PB3	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX	ACP-PAR	ACP-PAR
PB4	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX	CRD-PAR	CRD-PARX
PB5	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX	CRD-PAR	CRD-PARX
PB6	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX
PB7	ACP-PARX	CRD-PARX	ACP-PAR	CRD-PARX	ACP-PARX
PB8	ACP-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PARX	CRD-PARX
PB9	ACP-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PARX	CRD-PARX
PB10	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PARX	CRD-PARX
PB11	CRD-PARX	CRD-PARX	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX
PB12	ACP-PARX	ACP-PARX	ACP-PARX	CRD-PARX	CRD-PARX
PB13	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR
PB14	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR
PB15	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR
PB16	ACP-PARX	ACP-PARX	ACP-PARX	ACP-PAR	ACP-PAR
PB17	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX
PB18	ACP-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR	ACP-PARX
PB19	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	CVZ-PARX1	ACP-PAR
PB20	ACP-PAR	ACP-PAR	CRD-PARX	CRD-PAR	ACP-PAR
PB21	ACP-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR	ACP-PARX	ACP-PAR
PB22	CRD-PAR	CRD-PARX	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PARX
PB23	ACP-PARX	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PARX	ACP-PARX
PB24	CRD-PAR	CRD-PARX	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX
PB25	CRD-PAR	CRD-PARX	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX
PB26	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR
PB27	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX	CRD-PAR	ACP-PAR
PB28	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX	ACP-PAR	ACP-PAR
PB29	ACP-PAR	ACP-PAR	CRD-PARX	ACP-PAR	ACP-PAR
PB30	CRD-PARX	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX
PB31	ACP-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	CVZ-PARX2
PB32	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX
PB33	ACP-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR
PB34	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX	ACP-PAR	ACP-PAR
PB35	ACP-PAR	ACP-PARX	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR
PB36	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX
PB37	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PARX
PB38	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PARX
PB39	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PARX
PB40	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	CVZ-PARX1	CRD-PARX
PB41	ACP-PARX	ACP-PARX	CRD-PAR	CVZ-PARX2	ACP-PAR
PB42	ACP-PAR	CRD-PAR	CVZ-PARX1	ACP-PARX	ACP-PARX
PB43	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR
PB44	ACP-PAR	CRD-PARX	ACP-PAR	CVZ-PARX2	ACP-PARX

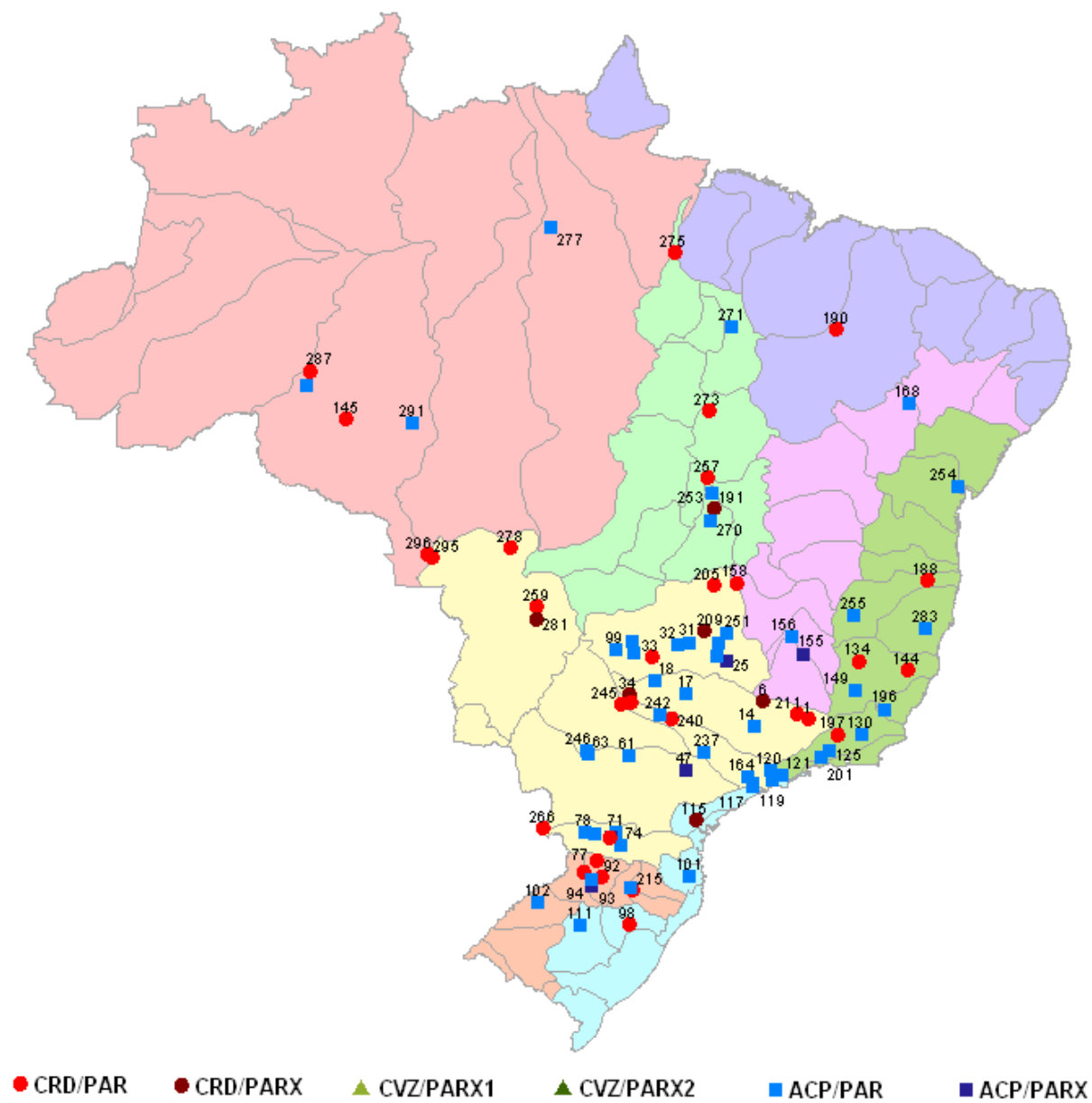
Fonte: Produção do próprio autor.

Quadro 5.7(b) – Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério para os diferentes períodos de análise de previsão de vazões mensais (1998-2003)

Posto Base	Anual	DJF	MAM	JJA	SON
PB45	ACP-PAR	CVZ-PARX2	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX
PB46	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX	CRD-PAR	CRD-PARX
PB47	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR
PB48	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PARX	ACP-PAR
PB49	CRD-PARX	CRD-PARX	CVZ-PARX2	CRD-PARX	CRD-PAR
PB50	ACP-PAR	ACP-PARX	ACP-PAR	ACP-PAR	CRD-PARX
PB51	CRD-PAR	CVZ-PARX1	CRD-PAR	CVZ-PARX1	CRD-PAR
PB52	ACP-PAR	CVZ-PARX2	ACP-PAR	ACP-PARX	ACP-PAR
PB53	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PARX
PB54	ACP-PAR	ACP-PAR	CVZ-PARX1	CRD-PARX	ACP-PARX
PB55	CRD-PARX	CRD-PARX	CVZ-PARX1	CRD-PARX	ACP-PARX
PB56	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX	ACP-PARX
PB57	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR	ACP-PARX
PB58	ACP-PAR	ACP-PAR	CVZ-PARX2	CRD-PAR	ACP-PARX
PB59	ACP-PAR	ACP-PAR	CRD-PARX	CRD-PARX	ACP-PAR
PB60	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	CRD-PARX	ACP-PAR
PB61	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR
PB62	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR
PB63	CRD-PAR	CRD-PAR	CVZ-PARX1	CVZ-PARX2	ACP-PAR
PB64	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX
PB65	ACP-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX
PB66	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX
PB67	ACP-PAR	ACP-PARX	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX
PB68	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX
PB69	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX
PB70	ACP-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX	ACP-PARX
PB71	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX
PB72	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	ACP-PARX
PB73	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR
PB74	ACP-PAR	CRD-PAR	ACP-PARX	CRD-PARX	ACP-PARX
PB75	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX	ACP-PARX
PB76	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX	ACP-PARX
PB77	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX	ACP-PARX
PB78	ACP-PAR	CRD-PARX	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PARX
PB79	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PARX	CRD-PAR
PB80	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CVZ-PARX2	ACP-PARX
PB81	CRD-PARX	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX	ACP-PAR
PB82	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR
PB83	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR
PB84	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PARX
PB85	ACP-PAR	CRD-PARX	CRD-PAR	CVZ-PARX2	ACP-PAR
PB86	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR
PB87	CRD-PAR	CRD-PARX	CRD-PAR	CVZ-PARX1	ACP-PAR
PB88	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR	ACP-PARX

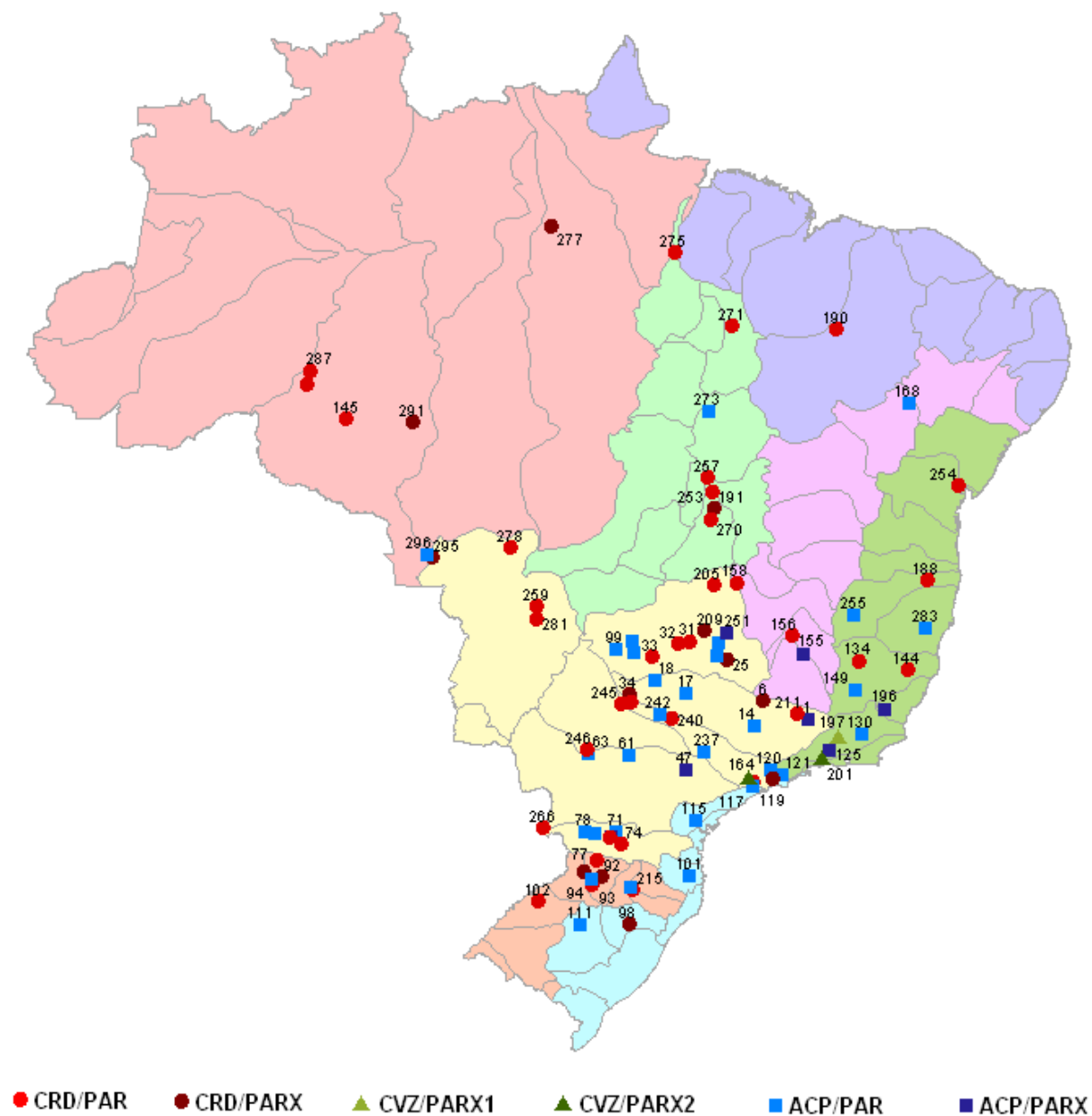
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 5.78 – Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo a série de vazões mensais (1998-2003)



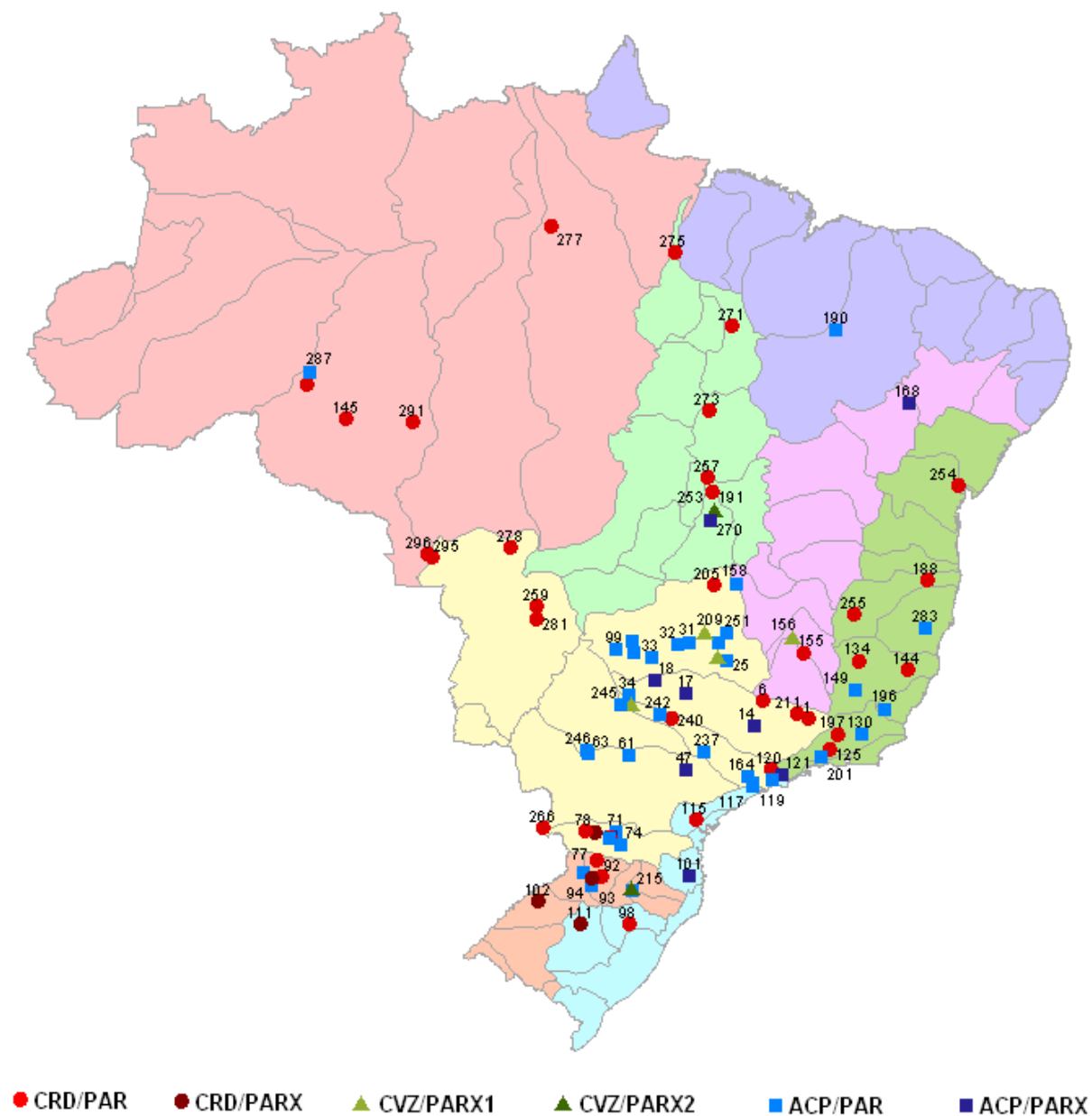
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 5.79 – Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003)



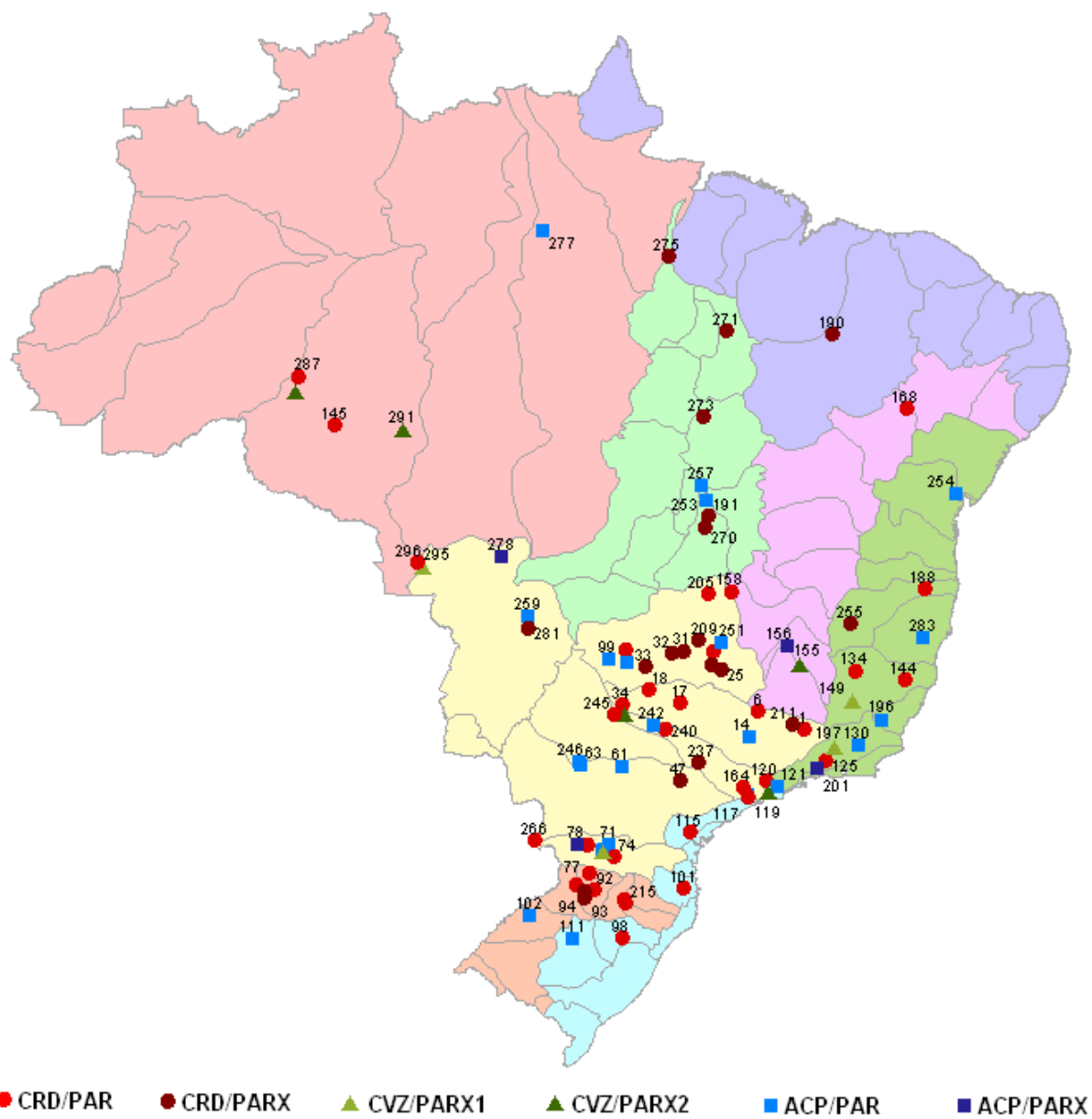
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 5.80 – Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses de março, abril e maio (1998-2003)



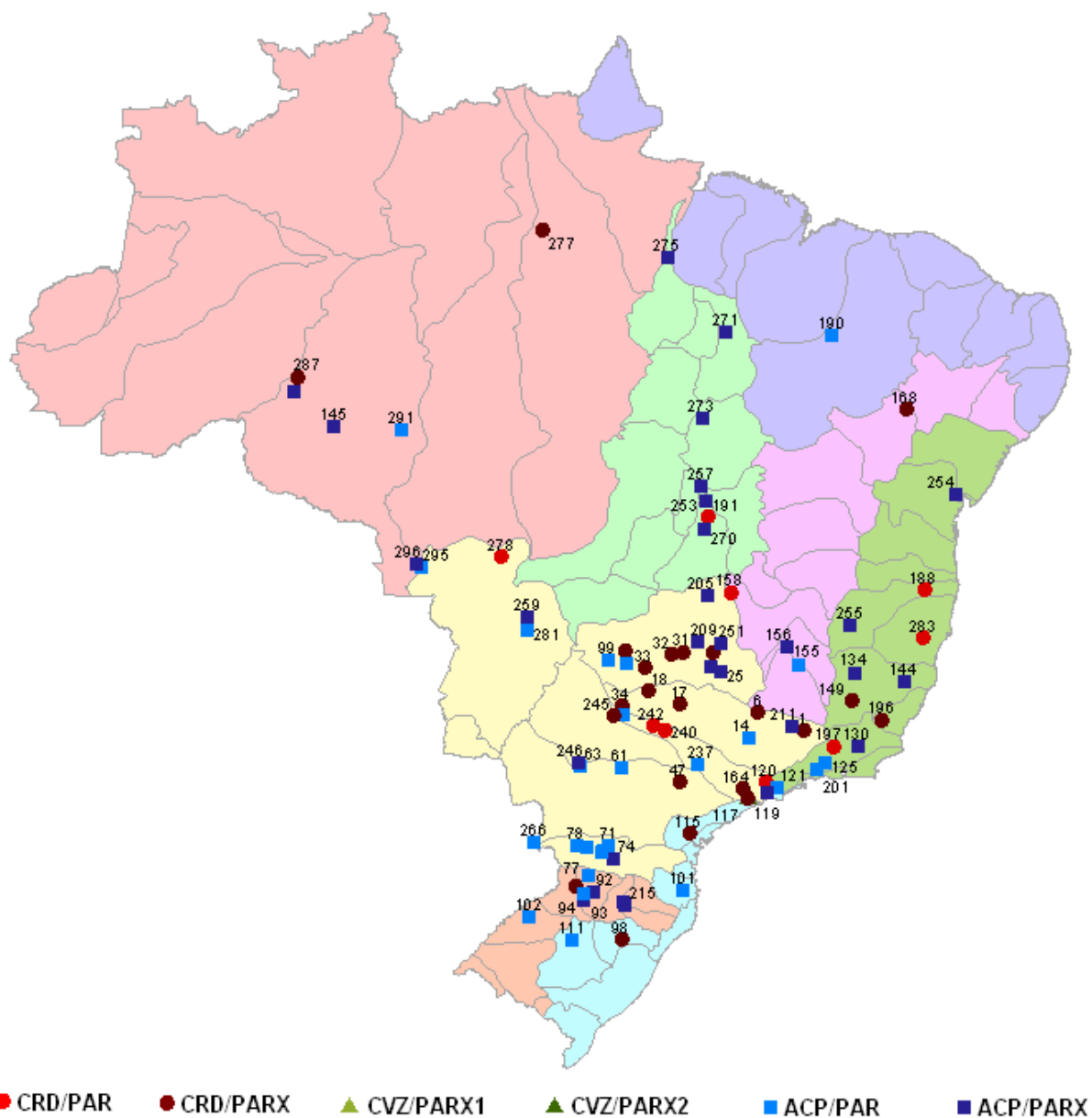
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 5.81 – Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003)



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 5.82 – Definição do melhor modelo para cada Posto Base de acordo com o coeficiente Distância Multicritério segundo as vazões dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003)



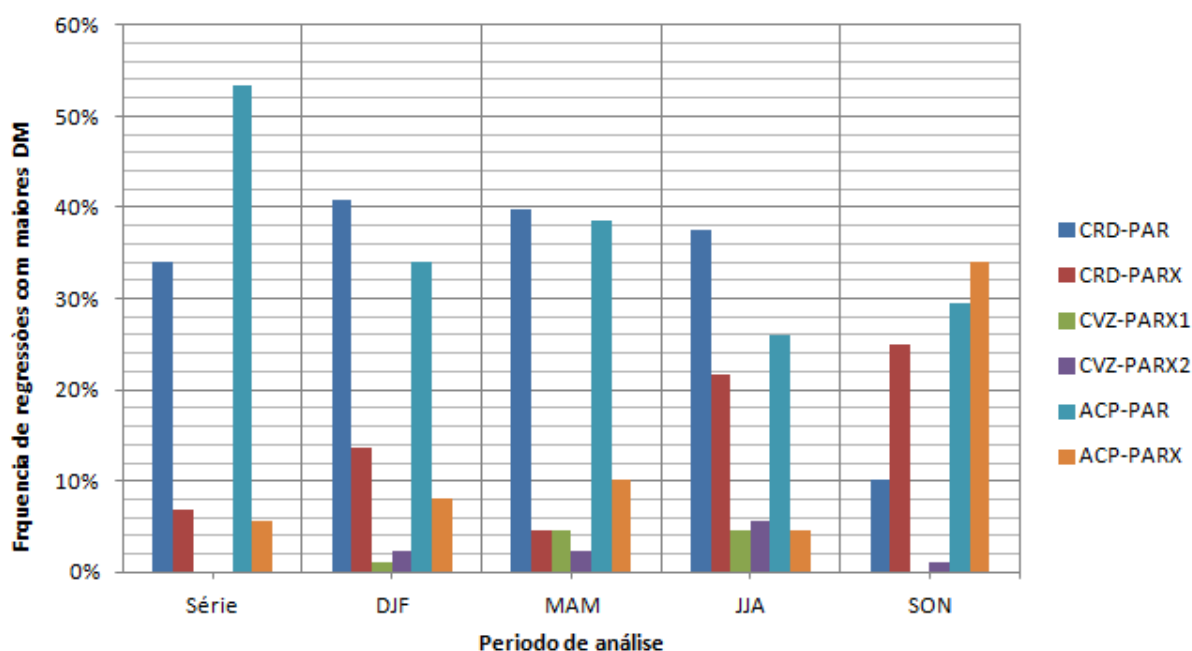
Fonte: Produção do próprio autor.

Tabela 5.7 – Distribuição percentual dos 88 Postos Base nos modelos, considerando os melhores valores da Distância Multicritério para os diferentes períodos em análise.

	Série	DJF	MAM	JJA	SON
CRD/PAR	34.1%	40.9%	39.8%	37.5%	10.2%
CRD/PARX	6.8%	13.6%	4.5%	21.6%	25.0%
CVZ/PARX1	0.0%	1.1%	4.5%	4.5%	0.0%
CVZ/PARX2	0.0%	2.3%	2.3%	5.7%	1.1%
ACP/PAR	53.4%	34.1%	38.6%	26.1%	29.5%
ACP/PARX	5.7%	8.0%	10.2%	4.5%	34.1%
Total	100%	100%	100%	100%	100%
Melhor modelo	ACP-PAR	CRD-PAR	CRD-PAR e ACP-PAR	CRD-PAR	ACP-PARX
Segundo melhor modelo	CRD-PAR	ACP-PAR	CRD-PAR e ACP-PAR	ACP-PAR	ACP-PAR

Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 5.83 – Distribuição percentual dos 88 Postos Base nos modelos, considerando os melhores valores da Distância Multicritério para os diferentes períodos em análise



Fonte: Produção do próprio autor.

De acordo com a definição dos melhores valores de DM para cada um dos 88 Postos Base (PB's) de acordo com os modelos e o período definido, verifica-se que para a série completa de previsão de vazões (1998-2003) 53,4% dos PB's obtiveram os menores valores de DM nas previsões de vazões determinadas pelo o modelo ACP/PAR; para o período de dezembro, janeiro e fevereiro, 40,9% dos PB's possuem menores valores de DM no modelo CRD/PAR; no período de março, abril e maio, 39,8% dos PB's obtiveram maior acuracidade na previsão de vazões a partir do modelo CRD/PAR; para junho, julho e agosto, as melhores previsões foram observadas no modelo CRD/PAR; finalmente para o período de

setembro, outubro e dezembro a maior eficiência preditiva foi verificada nos modelos do tipo ACP/PARX.

A partir da determinação dos melhores modelos de ajuste para os diferentes PB's em diferentes períodos, observa-se que há uma predominância dos modelos do tipo Periódico Autorregressivo (PAR) como os que se apresentam mais eficientes na maioria dos PB's 87,5%, os 12,5% restante são de modelos que utilizam estrutura Periódica Autorregressiva com Variáveis Exógenas (PARX).

Nos período DJF mantêm-se a predominância de modelos do tipo PAR como os mais eficientes com 75% dos PB's, e 25% para os do tipo PARX. No período há um sutil aumento, mas podemos considerar que MAM possui o mesmo comportamento observado em DJF, agora com 78,4% para PAR e 21,6% para PARX.

Nos meses JJA, onde há o início do período seco para grande maioria dos PB's, observa-se um decréscimo dos modelos do tipo PAR como os mais eficientes, mas eles ainda permanecem como maioria, na medida em que 63,6% dos mais eficientes são do tipo PAR e 36,4% são do tipo PARX.

Para o período SON há uma inversão no tipo de regressões com previsões mais eficientes, onde 39,5% PB's possuem como mais eficientes os modelos do tipo PAR e 60,5% do tipo PARX. No período SON observa-se ainda que os 60,5% dos modelos do tipo PARX são formados de 59,4% de modelos que utilizam exclusivamente índices climáticos como variáveis exógenas e 1,1% é formado pelo modelo que associa índices climáticos com as vazões padronizadas com lag1 dos outros PB's. Neste período o modelo que utiliza apenas as vazões padronizadas com lag1 dos outros PB's não apresentou nenhum PB de DM menor que os dos outros modelos PARX.

Analisando os diferentes métodos de manutenção da estrutura correlacional espacial segundo a Distância Multicritério (DM), para cada um dos 88 Postos Base (PB's) nos diferentes períodos de análise, verifica-se que para a série mensal de previsão de vazões, há uma predominância nos modelo do tipo Análise de Componentes Principais (ACP) como os que se apresentaram mais eficientes, ou seja, menores valores de DM em relação aos outros modelos utilizados, com um total de 59,1% dos PB's, contra 40,9% do método Correlação de Ruídos (CRD). No período que usa toda a série de vazões previstas, o método de correlação explícita ou Correlação de Vazões (CVZ) não apresentou nenhum PB com DM mais baixo que os dos outros métodos.

No diferentes períodos de análise há uma intercalação entre os métodos CRD e ACP como os que contêm as previsões mais eficientes segundo os valores de DM, onde em DJF e JJA o método CRD apresentou os modelos com maior nível de previsibilidade para os diferentes PB's com os valores de 54,5% e 59,1%, respectivamente; nestes períodos os métodos que utilizam ACP possuem um percentual de eficiência de 42,1% e 30,6%, respectivamente. Os modelos do tipo CVZ apresentaram 3,4% e 10,20% dos PB's, respectivamente, com melhores valores de DM.

No período MAM e SON há uma inversão onde os métodos ACP mostraram maiores percentuais de eficiência em modelos segundo o valor de DM dos PB's, onde o percentual é de 48,8% e 63,6%, respectivamente. Para os métodos CRD observam-se os percentuais são de 44,4% para MAM e 35,2% para SON. O método CVZ apresenta para esses períodos 6,8% em MAM e 1,1% em SON, como o percentual de PB's com previsões mais acuradas que as utilizadas nos outros modelos.

Segundo o método e o tipo de regressões verifica-se que para período da série completa os modelos do tipo ACP/PAR apresenta um maior nível de previsibilidade representado por um total 53,4% dos PB's e 34,1% para o CRD/PAR; em DJF tem-se 40,9% dos PB's para CRD/PAR e 34% para ACP/PAR; em MAM tem-se 39,8% dos PB's para CRD/PAR e 38,6% ACP/PAR; em JJA tem-se 38% dos PB's para CRD/PAR e 26% ACP/PAR; e em SON tem-se 34,1% dos PB's para ACP/PARX e 29,5% ACP/PAR.

Avaliando os modelos do tipo Periódico Autorregressivo com Variáveis Exógenas (PARX) verifica-se que os modelos que utilizam somente índices climáticos são mais eficientes dos que usam índices climáticos junto com vazões dos outros Postos Base ou somente vazões dos outros Postos Base. Para os modelos que utilizam somente índices climáticos os percentuais de PB's são os seguintes: Série 21,5%, DJF 21,5%, MAM 14,7%, JJA 26,1% e SON 59,1%; para os modelos que possuem como variáveis explanatórias vazões dos outros Postos Base os percentuais de PB's são os seguintes: Série 0,0%, DJF 3,4%, MAM 6,8%, JJA 10,2% e SON 1,1%.

Para o período completo de previsão verifica-se uma predominância do uso de modelos sem variáveis exógenas. Para região do Amazonas, Tocantins-Araguaia e Atlântico Leste, a predominância é de modelos do tipo CRD/PAR e ACP/PAR. Nas regiões do Atlântico Sudeste e na maior parte da Bacia do Paraná a maior frequência é de modelos do

tipo ACP/PAR. Na região noroeste do Paraná e norte do rio Uruguai a maioria dos modelos são do tipo CRD/PAR.

Para o período DJF a região do rio Amazonas, Araguaia-Tocantins, noroeste do Paraná o método CRD é o mais frequente. Nas regiões do rio Uruguai, Atlântico Sul e na Bacia do Paraná, não há um predomínio claro entre os métodos CRD e ACP. Neste período surgem apenas três PB's que utilizam métodos do tipo CVZ na região do Atlântico Sudeste. A grande maioria dos modelos utilizam apenas variáveis autorregressivas, os modelos que fazem uso de variáveis exógenas não apresentam distribuição espacial definida.

No período MAM permanece o predomínio modelos utilizando apenas variáveis endógenas. Modelos do tipo ACP/PAR predomina na região da Bacia do Paraná, Atlântico Sudeste. Na bacia do Paraná o noroeste utiliza na sua maior parte modelos do tipo CRD/PAR, junto com a região Amazônica, Araguaia-Tocantins, e Atlântico Leste e parte do Atlântico Sudeste. O número de PB's utilizando métodos do tipo CVZ obteve um aumento sutil, ainda insignificante em relação aos outros métodos, localizadas no centro-norte da Bacia do rio Paraná.

O período JJA inicia o período seco na maior parte dos 88 PB's, o número de modelos do tipo CRD/PARX apresenta predomínio na região da Bacia do Araguaia-Tocantins e norte da Bacia do rio Paraná. Os métodos do tipo ACP começam a diminuir em quantidade e ficarem mais espaçadas. O número de modelos do tipo CVZ aumenta mais um pouco, ainda de forma sutil e muito espaçado; apenas um pequeno grupo de modelos se encontram agregados na região do Atlântico Sudeste e sul do São Francisco.

Os meses de SON apresentam um predomínio claro de modelos do tipo ACP, onde modelos do tipo ACP/PAR são encontrados no norte do rio Uruguai e sul do Paraná. As regiões Atlântico Sudeste, norte do Paraná, Araguaia-Tocantins e sul do Amazonas predomina os modelos do tipo ACP/PARX. Modelos do tipo CRD/PARX aparecem concentrados na região norte, central e leste da Bacia do Paraná. Modelos do tipo CRD/PAR possuem um número extremamente baixo e limitado a regiões como Atlântico Leste-Sudeste e Paraná.

6 CONCLUSÕES

Neste estudo foram desenvolvidas metodologias de previsão simultânea de vazões mensais aos aproveitamentos hidroelétricos (Postos Base – PB's) do Sistema Interligado Nacional (SIN) a partir de modelos estatísticos que levem em consideração a manutenção da estrutura espacial dos reservatórios e suas correlações com aspectos climáticos.

Os métodos analisados na manutenção de estrutura espacial de correlação entre os PB's usaram Correlação dos Resíduos Preditivos (CRD), Correlação Explícita com Vazões de outros PB's (CVZ) e Análise de Componentes Principais (ACP). Os modelos definidos utilizaram estruturas periódicas autorregressivas (PAR) e periódicas autorregressivas com variáveis exógenas (PARX). Como variáveis exógenas, utilizam-se 27 índices climáticos: 22 índices climáticos disponíveis no sítio do *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA), um índice definido por CATALDI (2008) e quatro índices definidos nessa tese a partir dos dados disponíveis no sítio do *The International Research Institute for Climate and Society* (IRI).

A métrica de comparação entre os modelos utilizada foi o coeficiente Distância Multicritério (DM) desenvolvido pelo Operador Nacional do Sistema (ONS), este utiliza de forma agregada os coeficientes de NASH e o Erro Médio Percentual Absoluto (EMPA).

Na análise das regressões, quanto a sua estrutura, verifica-se um melhor desempenho dos modelos do tipo PAR quando se usa toda a série de previsão (1998-2003), e para os meses dezembro, janeiro e fevereiro (DJF); março, abril e maio (MAM), e junho, julho, e Agosto (JJA). Para o período de setembro, outubro e novembro (SON), a uma maior eficiência preditiva é observada para modelos do tipo PARX.

Os modelos que utilizam os métodos de manutenção de estrutura espacial do tipo CVZ mostraram-se pouco eficientes; os métodos CRD são mais eficientes nos períodos DJF e JJA; já os métodos ACP possuem uma eficiência superior no período completo da série e nos períodos MAM e SON, de acordo com os dados utilizados neste estudo.

Segundo os tipos de modelos, verifica-se que, para o período serial, os melhores resultados apresentados foram dos modelos ACP/PAR; no período DJF os melhores desempenhos são dos modelos do tipo CRD/PAR; no período MAM há na prática uma equivalência, podendo ser usado os modelos CRD/PAR ou ACP/PAR; no período JJA os

modelos do tipo CRD/PAR são superiores em capacidade preditiva; e no período SON tem-se ACP/PARX.

Avaliando os modelos do tipo Periódico Autorregressivo com Variáveis Exógenas (PARX) verificam-se que os modelos que utilizam somente índices climáticos são bem mais eficientes dos que usam índices climáticos associados às vazões dos outros Postos Base ou somente vazões dos outros Postos Base.

Modelos com índices climáticos como variáveis exógenas aparecem com bom desempenho a partir do período JJA onde mais de 20% dos PB's apresentam o CRD/PARX como o melhor modelo. Neste período se inicia o período seco na maior parte dos 88 PB's, culminando no período SON onde há um predomínio dos modelos do tipo ACP/PARX apresentando como melhor modelo para mais de 60% dos PB's.

Em uma análise geral, constata-se que não há um modelo predominante no SIN para todos os meses do ano. Os melhores métodos de manutenção da estrutura de correlação entre vazões afluentes e previstas são os que usam a CRD e a ACP, modelos do tipo PAR apresentam melhor desempenho na maioria dos meses e dos Postos Base do SIN; já os modelos do tipo PARX mostram boa eficiência preditiva no período junho a agosto e predominância entre os meses de setembro a novembro.

Assim, apesar da não predominância de um modelo apenas, pode-se observar nesta tese alguns caminhos metodológicos mais promissores como aprofundamento dos estudos existentes utilizando CRD. Os modelos do tipo ACP mostraram-se bastante competitivos com relação às outras metodologias, devendo ser incluídas no desenvolvimento de estudos futuros. Acreditamos que, no aprimoramento de tal técnica surgirá uma opção de modelagem bastante fácil e robusta na operação conjunta do SIN, podendo ser útil ao ONS.

Estudos modernos apontam a melhoria do desempenho de modelos de previsão de afluência a partir da inserção de variáveis explanatórias formadas por índices climáticos. Tais conclusões tornaram-se senso comum, pela atuação destes índices climáticos na física do processo de geração de precipitações e vazões, além dos altos níveis de correlação, observados numericamente, entre as séries de vazões em diversas regiões brasileiras e tais índices climáticos.

No estudo desenvolvido nesta tese, observa-se que o processo descrito não se confirmou para todas as regiões e todos os meses do ano. Os modelos PARX com uso de índices climáticos apresentam bom desempenho no período seco das bacias no norte do

Brasil, no Amazonas e Araguaia-Tocantins; e centro-leste brasileiro no Atlântico Leste e na maioria dos rios que formam a Bacia do Paraná.

De uma forma geral, para todo o período de análise, observa-se uma predominância de modelos do tipo CRD/PAR e ACP/PAR para região do Amazonas, Tocantins-Araguaia e Atlântico Leste. Nas regiões do Atlântico Sudeste e na maior parte da Bacia do Paraná a maior frequência é de modelos do tipo ACP/PAR. Na região noroeste do Paraná e norte do rio Uruguai a maioria dos modelos são do tipo CRD/PAR.

Entre os índices climáticos avaliados destacam-se o AMO (Oscilação Atlântica Multidecadal) e TNI (Trans-NINO). Entre os índices propostos nesta tese, apenas o ZW3, Ventos Zonais a 925mb na região 15N-5N e 150W-180W, região um mais ao norte do Nino₄ apresentou-se eficiente, principalmente no modelo CRD/PARX, onde este foi a oitava variável mais utilizada representando seu uso em 8,0% das 1.056 equações geradas. As variáveis ZW1 (10S-20S,30W-45W), ZW2 (5S-15S,100W-130W) e SST1 (5S-20S,90W-130W), não melhoraram o desempenho dos modelos PARX.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALI, A. Nonlinear multivariate rainfall–stage model for large wetland systems. **Journal of Hydrology**. 374, p.338–350, 2009.
- ALTUNKAYNAK, A. Forecasting surface water level fluctuations of lake van by artificial neural networks. **Water Resource Management**. 21, p.399-408, 2007.
- AMARASEKERA, K.N.; LEE, R.F.; WILLIAMS, E.R.; ELTAHIR, E.A.B. ENSO and natural variability in the flow of tropical rivers. **Journal of Hydrology**, v.200, n.1-4, p.24-39, 1997.
- ANEEL - Atlas de Energia Elétrica do Brasil. Brasília: Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL, 153p, 2002.
- AWWAD, H.M.; VALDES, J.B. "Adaptive parameter estimation for multisite hydrologic forecasting", **Journal of Hydraulic Engineering**. 118(9), pp.1201-1221, 1992.
- AWWAD, H.M.; VALDES, J.B.; RESTREPO, P.J. "Streamflow forecasting for Han River basin, Korea", **Journal of Water Resources Planning and Management**, 120(5), pp. 651-673, 1994.
- BALLINI, R. **Análise e Previsão de Vazões Utilizando Modelos de Séries Temporais, Redes Neurais Artificiais e Redes Neurais Nebulosas**. 2000. 183f. Tese (Doutorado - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação) - Universidade Estadual de Campinas Unicamp. 2000.
- BARROS, R.C.; ROLIM, P.A.M.; ALMEIDA, R.M.B.; MELO, A.P. Influência do ENOS na variabilidade da vazão, na bacia do alto rio Negro, 2004. **Anais do XIII Congresso Brasileiro de Meteorologia** – Fortaleza. Disponível em: <<http://www.cbmet.com/index.php>>. Acesso em: 30 mar. 2012.
- BENYAHYA, L.; ST-HILAIRE, A.; OUARDA, T.B.M.J.; BOBÉE, B.; DUMAS, J. Comparison of non-parametric and parametric water temperature models on the Nivelle River, France. **Hydrological Sciences Journal**, 53(3), p.640-655, 2008.
- BERRI, G.J., GHIETTO, M.A.; GARCÍA, N.O. The Influence of ENSO in the Flows of the Upper Paraná River of South America over the Past 100 Years. **Journal Hydrometeorology**, N3, V1. p.57–65, 2002.
- BISHOP, C.M. **Pattern Recognition and Machine Learning** (Information Science and Statistics). Springer. 728p, 2006.
- BOGNER, K.; KALAS, M. Error-correction methods and evaluation of an ensemble based hydrological forecasting system for the Upper Danube catchment. **Atmospheric Science Letters**. V.9 p.95–102, 2008.

BOOGARD, H.F.P.; GAUTAM, D.K.; MYNETT, A.E. Auto-regressive neural networks for the modeling of time series. In: **Hydrodynamics 98, Babovic and Larsen** (Eds.), Balkema, Rotterdam, p.741–748, 1998.

BOX, G.E.P.; JENKINS, G.M. **Time Series Analysis – Forecasting and Control**. San Francisco, CA: Holden-Day. 575p, 1970.

CARDOSO, A.O.; SILVA DIAS, P.L. The relationship between ENSO and Paraná River flow. **Advances in Geosciences**, 6, p.189–193, 2006.

CARRIELLO, F.; SOARES, J.V.; FERREIRA, N.J. A resposta hidrológica das sub-bacias brasileiras e sua relação com o fenômeno ENSO-El Niño/Oscilação Sul, 2005. **Anais do Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, 12. (SBSR), Goiânia, p.2479-2486. Disponível em: <<http://urlib.net/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.19.19.09>>. Acesso em: 30/03/2012.

CASTELLANO-MENDEZA, M.; GONZALEZ-MANTEIGA, W.; FEBRERO-BANDE, M.; PRADA-SANCHEZ, J.M.; LOZANO-CALDERON, R. Modelling of the monthly and daily behaviour of the runoff of the Xallas river using Box–Jenkins and neural networks methods. **Journal of Hydrology**, 296, p.38–58, 2004.

CATALDI, M. **Estudo Numérico da Influência das Anomalias da TSM do Atlântico Sul Extratropical e do Pacífico Equatorial no Regime Hidrometeorológico das Regiões Sul e Sudeste do Brasil**. 2008. 255f. Tese (Doutorado em Engenharia Civil – COPPE), Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ, Rio de Janeiro, 2008.

CEPEL - Manual de Referência do Modelo NEWAVE. Centro de Pesquisa de Energia Elétrica – CEPEL, Rio de Janeiro, 106p, 2006. Disponível em http://www.cose.fee.unicamp.br/cose/it511/newave-decomp-dessem/Newave_comentado.pdf. Acesso:23/03/2012-14:09h.

COSTA, F.S.; DAMÁZIO, J.M.; MACEIRA, M.E.P.; SOUZA, M.D.S.; GUILHON, L.G.; SILVA, S.B. Modelagem Estocástica de Previsão de Vazões Mensais: PREVIVAZM, 2003. **Anais do XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, ABRH, Curitiba.

COSTA, F.S.; MACEIRA, M.E.P.; DAMÁZIO, J.M. Modelos de Previsão Hidrológica Aplicados ao Planejamento da Operação do Sistema Elétrico Brasileiro, 2007. **RBRH – Revista Brasileira de Recursos Hídricos** V12, n.3, p21-30.

COSTA, F.S.; MACEIRA, M.E.P.; DAMÁZIO, J.M.; DENÍCIO, M. Modelo de Previsão de Vazões Mensais Aplicado ao Sistema Hidroelétrico Brasileiro – **Modelo PREVIVAZM – Manual de Metodologia, Relatório Técnico DPP/PEL 125/97**. CEPEL, 2002, Rio de Janeiro, Brasil, 28p.

DA SILVA, D.F.; MOLION, L.C.B. Influência da Variabilidade Climática Interanual na Hidrologia da Bacia do rio São Francisco, 2004. **Anais do XIII Congresso Brasileiro de Meteorologia**, Fortaleza.

DETTINGER, M.D.; DIAZ, H.F. Global characteristics of streamflow seasonality and variability. **Journal of Hydrometeorology**, 1, p289-310, 2000.

DETZEL, D.H.M.; MINE, M.R.M; BESSA, M.R.; VALLEJOS, C.A.V.; KAVISKI, E.; BLOOT, M.L.; CARNEIRO, C.F.B. Geração de Séries Sintéticas de Afluências Mensais de Interesse Energético, 2011. **Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, Maceió.

DILLON, W.R.; GOLDSTEIN, M. **Multivariate Analysis Methods and Applications**. John Wiley & Sons. New York. 581p, 1984.

DRAPER, N.R.; SMITH, H. **Applied Regression Analysis**. 3rd Edition. Wiley series in probability and statistics. John Wiley & Sons. 704p, 1998.

FOLEY, J.A., BOTTA, A.; COE, M.T.; COSTA, M.H. El Niño–Southern oscillation and the climate, ecosystems and rivers of Amazonia, **Global Biogeochemical Cycles**, 16(4), 1132, 2002.

GARCIA, N.O.; MECHOSO, C.R. Variability in the discharge of South American rivers and in climate. **Hydrological Sciences Journal**, 50(3), p.459-478, 2005.

GAUTAM, D.K.. Neural network based system identification approach for the modelling of water resources and environmental systems, 2000. In: **2nd Joint Workshop on AI Methods in Civil Engineering Applications Cottbus/Germany**, p.26–28. (<http://www.bauinf.tu-cottbus.de/Events/Neural00/Participants.html>).

GELATI, E. **Integrating climatic information in water resources modelling and optimization**. PhD Thesis. Department of Environmental Engineering. Technical University of Denmark. 72p, 2010.

HALTNER, J.P.; SALAS, J.D. Short-Term Forecasting of Snowmelt Runoff Using ARMAX Models. **Journal of the American Water Resources Association – JAWRA**. V.24, Issue 5, p.1083–1089, 1988.

HANNAN, E.J.; DUNSMUIR, W.; DEISTLER, M. Estimation of vector ARMAX models. **Journal of Multivariate Analysis**, 10, p.275-295, 1980.

HIROTA, M.M. **Redes neurais, metodologias de agrupamento e combinação de revisores aplicados à previsão de vazões naturais**. 2004. 123f. Dissertação de Mestrado, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. Universidade Estadual de Campinas – UNICAMP, 2004.

IEA **Key World Energy Statistics**. International Energy Agency. Paris. 80p, 2011.

KELMAN, J.; VIEIRA, A.M.; RODRIGUEZ-AMAYA, J.E., El niño influence on streamflow forecasting. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment** 14, p123–138, 2000.

KIM, I.S.; VISSOTTO, S. Relações entre variações das vazões nas bacias hidrográficas do Brasil e os fenômenos El Niño e La Niña. **Anais do XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, ABRH, Curitiba, 2003.

KISHOR, N.; SINGH, S.P. Nonlinear predictive control for a NNARX hydro plant model. **Neural Computing and Applications**16(2), p.101–108, 2007.

KWON, J-H. **Streamflow Forecasting for Geum River Basin by Using ARMAX Model**. Dissertação de mestrado. Yonsei University. p.83, 2002.

LIMA, C.H.R.; LALL, U. Análise e Previsões de Afluências ao Reservatório Sobradinho Utilizando um Modelo Periódico Auto-Regressivo Exógeno (PARX), 2007. **Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, São Paulo.

LIMA, C.H.R.; LALL, U. Climate informed long term seasonal forecasts of hydroenergy inflow for the Brazilian hydropower system. **Journal of Hydrology**, 381, 65-75p, 2010b.

LIMA, C.H.R.; LALL, U. CLIMATE informed monthly streamflow forecasts for the Brazilian hydropower network using a periodic ridge regression model. **Journal of Hydrology**, 380, 438-449p, 2010a.

LIMA, C.H.R.; LALL, U.; SOUZA FILHO, F.A. Variabilidade e Teleconexões Climáticas associadas às Afluências Naturais ao Sistema Hidroelétrico Brasileiro, 2007. **Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, São Paulo.

LIMA, C.H.R.; LALL, U. Inclusão de Informação Climática e Variabilidade Espacial em Modelos Estatísticos de Previsão de Afluências, 2008. **Anais do II Simpósio de Recursos Hídricos do Sul-Sudeste**, ABRH, Rio de Janeiro.

LIRA, T.S.; BARROZO, M.A.S.; ASSIS, A.J.; COURY, J.R.; HUNG, Y-T. **Chapter 2 - Air Quality Modeling and Prediction**, p.60-91, 2012. Disponível em: http://www.worldscibooks.com/etextbook/7971/7971_chap02.pdf. Acesso em 17/04/2012.

LOUCKS, D.P.; LYNN, W.R. Probabilistic models for predicting stream quality. **Water Resource Research**, 2 (3): p.593-605, 1966.

MACEIRA, M.E.P. **Operação Ótima de Reservatórios com Previsão de Afluências**. Tese de Mestrado. Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia (COPPE) – Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), Rio de Janeiro, 1989.

MACEIRA, M.E.P.; DAMÁZIO, J.M.; GHIRARDI, A.O.; DANTAS, H. Periodic ARMA Models Applied to Weekly Streamflow Forecasts. **Proceedings of the 1999 IEEE Powertech**, Budapest, 1999.

MACEIRA, M.E.P.; KELMAN, J.; DAMÁZIO, J.M. Utilização de Modelos PAR para Simulação e Previsão de Séries Hidrológicas Mensais. **Anais do VII Simpósio Brasileiro de Hidrologia e Recursos Hídricos**, ABRH, Salvador, 1987.

MACEIRA, M.E.P.; MERCIO, C.M.V.B. Stochastic Streamflow Model for Hydroelectric Systems. **5th International Conference PMAPS – Probabilistic Methods Applied to Power Systems**, Vancouver, Canada, 1997.

MACEIRA, M.E.P.; PENNA, D.D.J.; DAMÁZIO, J.M. Geração de Cenários Sintéticos de Energia e Vazão para o Planejamento da Operação Energética. **Anais do XVI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, ABRH, João Pessoa, 2005.

MARTINEZ, L.; BALLINI, R.; SOARES, S. The influence of hydrologic information in longterm hydrothermal scheduling. International Federation of Automatic Control - **IFAC'02, 15th Triennial World Congress**, Barcelona, 2002.

MENDONÇA, A.S.F.; LOVATTE, A.P.; MOURA, K.L. Modelagem Estocástica de Vazões Sazonais para Sub-Bacia Hidrográfica do rio São Francisco. **Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, São Paulo, 2007.

MME - Ministério de Minas e Energia. Disponível em: <http://www.mme.gov.br>; acessado em 01/02/2012.

MME/CEPEL - **Manual de Inventário Hidroelétrico de Bacias Hidrográficas**/Ministério de Minas e Energia – MME, Centro de Pesquisas de Energia Elétrica – CEPEL. Rio de Janeiro. 684p, 2007.

MME/EPE - **Balanco Energético Nacional 2011: Ano base 2010**/Ministério de Minas e Energia. Empresa de Pesquisa Energética – EPE. Rio de Janeiro. 266p, 2011.

MME/EPE - **Plano Decenal de Expansão de Energia – PDE 2008-2017**/Ministério de Minas e Energia. Empresa de Pesquisa Energética – EPE. Rio de Janeiro. 435p, 2009.

MME/EPE - **Plano Decenal de Expansão de Energia Elétrica – PDEE 2006-2015**/Ministério de Minas e Energia. Empresa de Pesquisa Energética – EPE. Rio de Janeiro. 376p, 2006.

MME/EPE - **Plano Nacional de Energia 2030**/Ministério de Minas e Energia. Empresa de Pesquisa Energética – EPE. Brasília. 324p, 2007.

MOURA, K.L.; MENDONÇA, A.S.F. Modelagem Estocástica de Vazões Mensais para Bacias Hidrográficas Brasileiras, 2005. **Anais do XVI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, ABRH, João Pessoa.

NASH, J.E. E SUTCLIFFE, J.V. River flow forecasting through conceptual models, part I – a discussion of principles. 1970. **Journal of Hydrology**, 10. p282-290,

NOUR, M.H.; SMITH, D.W.; EL-DIN, M.G.; PREPAS, E.E. Artificial neural networks and time series modelling of TP concentration in boreal streams: a comparative approach. **Journal of Environmental Engineering and Science**. 5(S1): p.S39-S52, 2006.

OCHOA-RIVERA, J.C.; GARCÍA-BARTUAL, R.; ANDREU; J. Multivariate synthetic streamflow generation using a hybrid model based on artificial neural networks. **Hydrology and Earth System Sciences**, 6(4), p.641–654, 2002.

ONS - **Atualização de Séries Históricas de Vazões – 1931 a 2010**. Operador Nacional do Sistema – ONS. Brasília. 36p, 2011b.

ONS - O Operador Nacional do Sistema Elétrico e os Procedimentos de Rede – **Submódulo 9.2 – Recursos Hídricos e Meteorologia – Acompanhamento, Análise e Tratamento dos Dados Hidroenergéticos do Sistema Interligado Nacional**. Revisão 1.0. Operador Nacional do Sistema – ONS. Brasília. 11p, 2009a.

ONS - O Operador Nacional do Sistema Elétrico e os Procedimentos de Rede – **Submódulo 9.6 – Recursos Hídricos e Meteorologia – Acompanhamento e Previsão Meteorológica e Climática**. Revisão 1.0. Operador Nacional do Sistema – ONS. Brasília. 7p, 2009b.

ONS - O Operador Nacional do Sistema Elétrico e os Procedimentos de Rede – **Submódulo 9.5 – Recursos Hídricos e Meteorologia – Previsão de Vazões e Geração de Cenários de Afluências**. Revisão 1.0. Operador Nacional do Sistema – ONS. Brasília. 10p, 2009c.

ONS - O Operador Nacional do Sistema Elétrico e os Procedimentos de Rede – **Submódulo 18.2 – Sistemas e Modelos computacionais – Relação dos Sistemas e Modelos Computacionais**. Revisão 1.0. Operador Nacional do Sistema – ONS. Brasília. 30p, 2009d.

ONS - Operação do Sistema Interligado Nacional – **Dados Relevantes 2010**. Operador Nacional do Sistema – ONS. Brasília, 2011a.

ONS - Operação do Sistema Interligado Nacional – **Estudos para a Utilização da versão 5.3 do Modelo PREVIVAZ**. Operador Nacional do Sistema – ONS. Brasília. 62p, 2010a.

ONS - Operação do Sistema Interligado Nacional – **Relatório Anual de Avaliação das Previsões de Vazões – 2010**. Operador Nacional do Sistema – ONS. Brasília. 230p, 2010b.

ONS - Programa Mensal da Operação (PMO) – **Relatório Mensal de Previsão de Vazões e Geração de Cenários de Afluências – Fevereiro/2012**. Operador Nacional do Sistema – ONS. Brasília, 2012.

PICCILLI, D.G.A. **Avaliação da previsão hidroclimática no Alto Paraguai**. 2007. 342f. Tese (Doutorado em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental) - Instituto de Pesquisas Hidráulicas. Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS. Porto Alegre/RS, 2007.

QUINTÃO, M.T.C.R.; SOUZA, S.A.; COSTA, F.S.; DAMÁZIO, J.M. Uso dos Modelos PREVIVAZM e PREVIVAZ para Previsão de Afluências Mensais aos Aproveitamentos Hidroelétricos Tucuruí e Curuá-Una. Universidade Estadual do Rio de Janeiro (UERJ), **Cadernos do IME – Série Estatística**, v.27, p1-12, 2009.

REMESAN, R.; SHAMIM, M.A.; HAN, D.; MATHEW, J. Runoff prediction using an integrated hybrid modelling scheme. **Journal of Hydrology**, 372, p.48–60, 2009.

RENCHER, A.C. **Methods of multivariate analysis**. 2nd Edition . Wiley series in probability and statistics. John Wiley & Sons. 738p, 2002.

ROCHA, E.J.P.; ROLIM, P.A.M.; SANTOS, D.M. Modelo estatístico hidroclimático para previsão de níveis em Altamira-PA. **Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, São Paulo, 2007.

ROHN, M.C.; KAVISKI, E.; CUNHA, L.M. Estimativa de variáveis hidrológicas a partir de indicadores do fenômeno EL NIÑO. **Anais do XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, ABRH, Curitiba, 2003.

SALAS, J.D.; DELLEUR, J.W.; YEVJEVICH, V.; LANE, W.L. **Applied Modeling of Hydrologic Time Series**. Water Resources Publications, Colorado. 482p, 1997.

SILVA, B. C. **Previsão hidroclimática de vazão para a bacia do rio São Francisco**. 2005. 227f.. Tese (Doutorado em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental) - Instituto de Pesquisas Hidráulicas. Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS. Porto Alegre/RS, 2005.

SIQUEIRA, H.V. **Previsão de séries de vazões com redes neurais artificiais em modelos lineares ajustados por algoritmos bio-inspirados**. 2009. 175f. Dissertação (Mestrado - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação) - Universidade Estadual de Campinas – UNICAMP. 2009.

SOARES, J.V.; CARRIELLO, F.; FERREIRA, N.J; RENNÓ, C.D. Mapping the hydrologic response of the Brazilian hydrologic regions and their variability associated with El Niño and La Niña. **Ambi-Agua, Taubaté**, v.1, n.1, p.21-36, 2006.

SOUZA FILHO, F.A., LALL, U. Seasonal to interannual ensemble streamflow forecasts for Ceara, Brazil: applications of a multivariate, semiparametric algorithm. **Water Resources Research** Vol. 39, No. 11, p.1307, 2003.

SOUZA FILHO, F.A.; LALL, U. Modelo de Previsão de Vazões Sazonais e Interanuais. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos** v. 9, n. 2, p.61-74, ABRH, Porto Alegre, 2004.

STUCK, J.; GÜNTNER, A.; MERZ, B. ENSO impact on simulated South American hydro-climatology. **Advances in Geosciences**, 6, p.227–236, 2006.

SVEINSSON, O.G.B.; LALL, U.; FORTIN, V. PERRAULT, L. GAUDET, J.; ZEBIAK, S.; KUSHNIR, Y. Forecasting Spring Reservoir Inflows in Churchill Falls Basin in Québec Canada. **Journal of Hydrologic Engineering**. Vol.13, No.6, p.426-437, 2008a.

SVEINSSON, O.G.B.; LALL, U.; GAUDET, J.; ROY, R.; KUSHNIR, Y.; ZEBIAK, S.; FORTIN, V. Analysis of climatic states and circulation to Québec spring streamflows. **Journal of Hydrologic Engineering**. Vol.13, No.6, p.411–425, 2008b.

TEIXEIRA, C.A. Geração de Séries Sintéticas de Vazões Mensais através de um Modelo Multivariado Auto-Regressivo de 1º Ordem – AR(1) para a Bacia do rio Piracicaba. **Anais do XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, ABRH, Curitiba, 2003.

UVO, C.B., GRAHAM, N.E., Seasonal runoff forecast for northern South America: a statistical model. **Water Resources Research** 34 (12), p.3515–3524, 1998.

YEVJEVICH, V.; LANE, W.L. Applied Modeling of Hydrologic Time Series. **Water Resources Publications**, 484p, 1997.

APÊNDICES

APÊNDICE A – Aproveitamentos Hidrelétricos do SIN

Quadro A.1 – Características dos aproveitamentos hidrelétricos do SIN

CÓDIGOS	NOME	BACIA	RIO	SITUAÇÃO	TIPO DE SÉRIE
269	BALBINA	Amazonas	Uatumã	Operação	Natural
288	BELO MONTE	Amazonas	Xingu	Expansão	Natural
302	BELO MONTE Complementar	Amazonas	Xingu	Expansão	Natural
293	BELO MONTE Jusante	Amazonas	Xingu	Expansão	Artificial
292	BELO MONTE Principal	Amazonas	Xingu	Expansão	Artificial
280	COARACY NUNES	Amazonas	Araguari	Operação	Natural
228	COLIDER	Amazonas	Teles Pires	Expansão	Natural
277	CURUA-UMA	Amazonas	Curuá-Una	Operação	Natural
291	DARDANELOS	Amazonas	Aripuanã	Operação	Natural
297	FERREIRA GOMES	Amazonas	Araguari	Expansão	Natural
296	GUAPORE	Amazonas	Guaporé	Operação	Natural
285	JIRAU	Amazonas	Madeira	Expansão	Natural
145	RONDON II	Amazonas	Comemoração	Operação	Natural
279	SAMUEL	Amazonas	Jamari	Operação	Natural
287	SANTO ANTONIO	Amazonas	Madeira	Expansão	Natural
290	SANTO ANTONIO DO JARI	Amazonas	Jari	Expansão	Natural
229	TELES PIRES	Amazonas	Teles Pires	Expansão	Natural
255	IRAPE	Atlântico Leste	Jequitinhonha	Operação	Natural
188	ITAPEBI	Atlântico Leste	Jequitinhonha	Operação	Natural
254	PEDRA DO CAVALO	Atlântico Leste	Paraguaçu	Operação	Natural
283	SANTA CLARA MG	Atlântico Leste	Mucuri	Operação	Natural
115	CAPIVARI CACHOEIRA	Atlântico Sudeste	Capivari-Cachoeira	Operação	Natural
318	HENRY BORDEN	Atlântico Sudeste	Cubatão	Operação	Artificial
116	PEDRAS	Atlântico Sudeste	Rio das Pedras	Operação	Natural
196	ROSAL	Atlântico Sudeste	Itabapoana	Operação	Natural
101	SALTO PILAO	Atlântico Sudeste	Itajaí-Açu	Operação	Natural
148	AIMORES	Doce	Doce	Operação	Natural
183	ANTÔNIO DIAS+SÁ CARVALHO	Doce	Piracicaba e Severo	Operação	Natural
141	BAGUARI	Doce	Doce	Operação	Natural
149	CANDONGA	Doce	Doce	Operação	Natural
262	GUILMAN-AMORIM	Doce	Piracicaba	Operação	Natural
144	MASCARENHAS	Doce	Doce	Operação	Natural
263	PORTO ESTRELA	Doce	Santo Antônio	Operação	Natural
134	SALTO GRANDE	Doce	Doce	Operação	Natural
18	AGUVERMELHA	Grande	Grande	Operação	Natural
14	CACONDE	Grande	Pardo	Operação	Natural
1	CAMARGOS	Grande	Grande	Operação	Natural
8	ESTREITO	Grande	Grande	Operação	Natural
15	EUC DA CUNHA	Grande	Pardo	Operação	Natural
211	FUNIL-GRANDE	Grande	Grande	Operação	Natural
6	FURNAS	Grande	Grande	Operação	Natural
10	IGARAPAVA	Grande	Grande	Operação	Natural
2	ITUTINGA	Grande	Grande	Operação	Natural
9	JAGUARA	Grande	Grande	Operação	Natural
16	LIMOEIRO	Grande	Pardo	Operação	Natural
17	MARIMBONDO	Grande	Grande	Operação	Natural
7	MASCARENHAS DE MORAES	Grande	Grande	Operação	Natural
12	PORTO COLOMBIA	Grande	Grande	Operação	Natural
11	VOLTA GRANDE	Grande	Grande	Operação	Natural
81	BAIXO IGUAÇU	Iguaçu	Iguaçu	Expansão	Natural
74	FOZ DO AREIA	Iguaçu	Iguaçu	Operação	Natural
72	FUNDAO	Iguaçu	Jordão/Iratim	Operação	Natural
73	JORDAO	Iguaçu	Jordão e Iguaçu	Operação	Natural
70	JORDÃO	Iguaçu	Jordão e Iguaçu	Operação	Artificial
222	SALTO CAXIAS	Iguaçu	Iguaçu	Operação	Natural

CÓDIGO ONS	NOME	BACIA	RIO	SITUAÇÃO	TIPO DE SÉRIE
78	SALTO OSORIO	Iguaçu	Iguaçu	Operação	Natural
77	SALTO SANTIAGO	Iguaçu	Iguaçu	Operação	Natural
71	SANTA CLARA PR	Iguaçu	Jordão	Operação	Natural
76	SEGREDO	Iguaçu	Iguaçu	Operação	Natural
75	SEGREDO + DESVIO	Iguaçu	Iguaçu	Operação	Artificial
284	14 DE JULHO	Jacuí	Antas	Operação	Natural
98	CASTRO ALVES	Jacuí	Taquari-Antas	Operação	Natural
114	DONA FRANCISCA	Jacuí	Jacuí	Operação	Natural
110	ERNESTINA	Jacuí	Jacuí	Operação	Natural
113	ITAUBA	Jacuí	Jacuí	Operação	Natural
112	JACUI	Jacuí	Jacuí	Operação	Natural
97	MONTE CLARO	Jacuí	Taquari-Antas	Operação	Natural
111	PASSO REAL	Jacuí	Jacuí	Operação	Natural
259	ITIQUEIRA I E II	Paraguai	Itiquira	Operação	Natural
295	JAURU	Paraguai	Jauru	Operação	Natural
278	MANSO	Paraguai	Manso	Operação	Natural
281	PONTE DE PEDRA	Paraguai	Correntes	Operação	Natural
127	ANTA	Paraíba do Sul	Paraíba do Sul	Expansão	Artificial
129	ANTA	Paraíba do Sul	Paraíba do Sul	Expansão	Natural
303	FONTES	Paraíba do Sul	Ribeirão das Lajes	Operação	Artificial
123	FUNIL	Paraíba do Sul	Paraíba do Sul	Operação	Natural
299	ILHA DOS POMBOS	Paraíba do Sul	Paraíba do Sul	Operação	Artificial
130	ILHA POMBOS	Paraíba do Sul	Paraíba do Sul	Operação	Natural
120	JAGUARI	Paraíba do Sul	Jaguari	Operação	Natural
132	LAJES	Paraíba do Sul	Ribeirão das Lajes	Operação	Artificial
202	LAJES / PEREIRA PASSOS / FONTES	Paraíba do Sul	Ribeirão das Lajes	Operação	Natural
131	NILO PECANHA	Paraíba do Sul	Não definido	Operação	Artificial
121	PARAIBUNA	Paraíba do Sul	Paraibuna-Paraitinga	Operação	Natural
306	PEREIRA PASSOS	Paraíba do Sul	Ribeirão das Lajes	Operação	Artificial
197	PICADA	Paraíba do Sul	Peixe	Operação	Natural
122	SANTA BRANCA	Paraíba do Sul	Paraíba do Sul	Operação	Natural
125	SANTA CECILIA	Paraíba do Sul	Paraíba do Sul	Operação	Natural
298	SANTA CECÍLIA Bombeamento	Paraíba do Sul	Paraíba do Sul	Operação	Artificial
203	SANTANA	Paraíba do Sul	Pirai	Operação	Natural
315	SANTANA	Paraíba do Sul	Ribeirão das Lajes	Operação	Artificial
304	SANTANA Vertimento	Paraíba do Sul	Pirai	Operação	Artificial
126	SIMPLICIO	Paraíba do Sul	Paraíba do Sul	Expansão	Artificial
198	SOBRAGI	Paraíba do Sul	Paraibuna	Operação	Natural
201	TOCOS	Paraíba do Sul	Pirai	Operação	Natural
317	TOCOS Vertimento	Paraíba do Sul	Pirai	Operação	Artificial
316	VIGÁRIO	Paraíba do Sul	Ribeirão das Lajes	Operação	Artificial
44	ILHA SOLTEIRA Equivalente	Paraná	Tietê e Paraná	Operação	Artificial
244	ILHA SOLTEIRA Equivalente	Paraná	Tietê e Paraná	Operação	Natural
34	ILHASOLTEIRA	Paraná	Paraná	Operação	Natural
66	ITAIPU	Paraná	Paraná	Operação	Artificial
266	ITAIPU	Paraná	Paraná	Operação	Natural
45	JUPIA	Paraná	Paraná	Operação	Artificial
245	JUPIA	Paraná	Paraná	Operação	Natural
46	PORTO PRIMAVERA	Paraná	Paraná	Operação	Artificial
246	PORTO PRIMAVERA	Paraná	Paraná	Operação	Natural
154	SÃO DOMINGOS	Paraná	Verde	Expansão	Natural
248	BARRA DOS COQUEIROS	Paranaíba	Claro	Operação	Natural
22	BATALHA	Paranaíba	São Marcos	Expansão	Natural
32	CACHOEIRA DOURADA	Paranaíba	Paranaíba	Operação	Natural
247	CAÇU	Paranaíba	Claro	Operação	Natural
207	CAPIM BRANCO 1	Paranaíba	Araguari	Operação	Natural
28	CAPIM BRANCO 2	Paranaíba	Araguari	Operação	Natural
209	CORUMBA 1	Paranaíba	Corumbá	Operação	Natural
205	CORUMBÁ 4	Paranaíba	Corumbá	Operação	Natural
23	CORUMBA III	Paranaíba	Corumbá	Operação	Natural

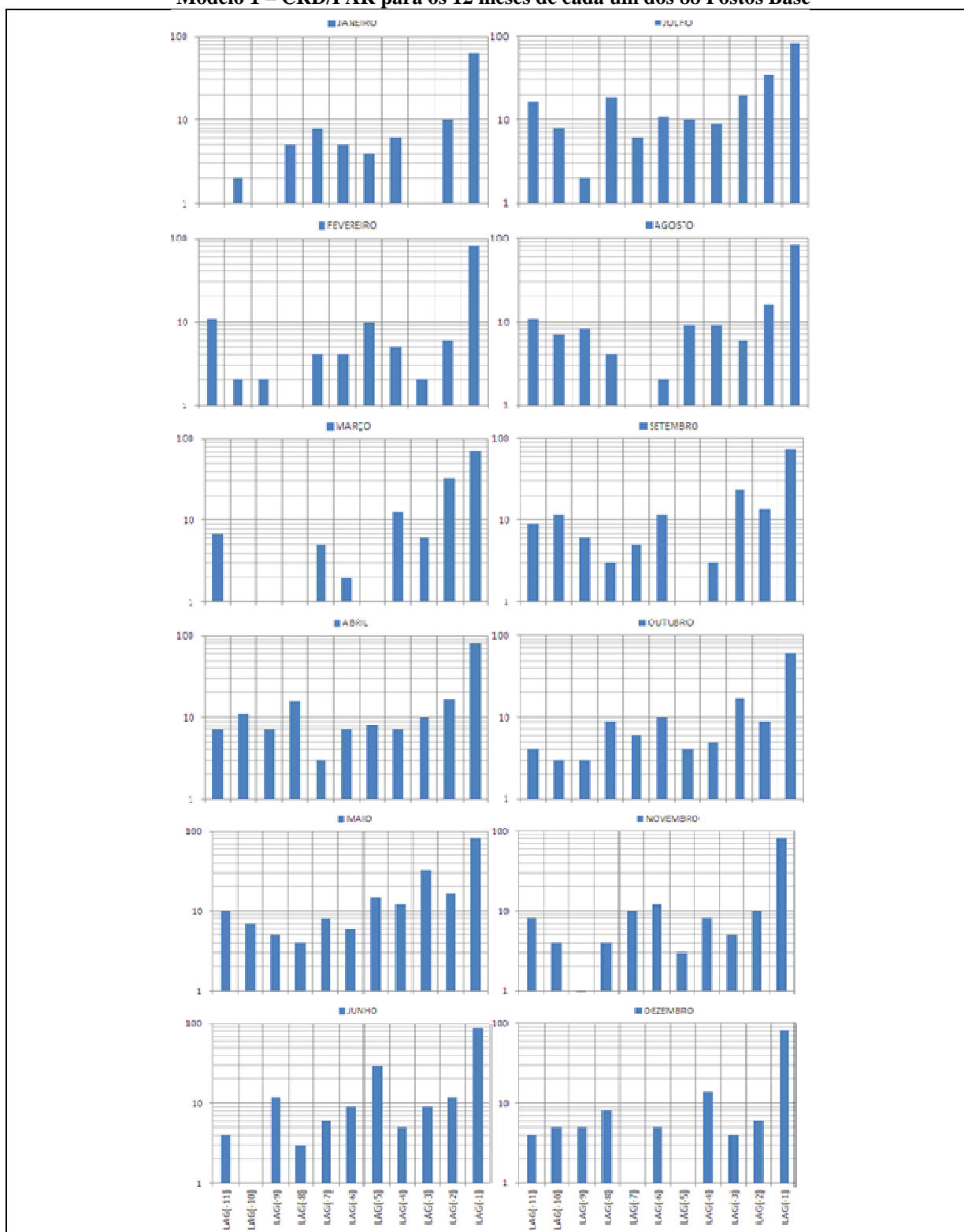
CÓDIGO ONS	NOME	BACIA	RIO	SITUAÇÃO	TIPO DE SÉRIE
24	EMBORCACAO	Paranaíba	Paranaíba	Operação	Natural
99	ESFORA	Paranaíba	Corrente	Operação	Natural
261	FOZ DO RIO CLARO	Paranaíba	Claro	Operação	Natural
31	ITUMBIARA	Paranaíba	Paranaíba	Operação	Natural
206	MIRANDA	Paranaíba	Araguari	Operação	Natural
25	NOVA PONTE	Paranaíba	Araguari	Operação	Natural
294	SALTO	Paranaíba	Verde	Operação	Natural
241	SALTO VERDINHO	Paranaíba	Verde	Operação	Natural
33	SAO SIMAO	Paranaíba	Paranaíba	Operação	Natural
251	SERRA FACAO	Paranaíba	São Marcos	Operação	Natural
52	CANOAS 1	Paranapanema	Paranapanema	Operação	Natural
51	CANOAS 2	Paranapanema	Paranapanema	Operação	Natural
61	CAPIVARA	Paranapanema	Paranapanema	Operação	Natural
49	CHAVANTES	Paranapanema	Paranapanema	Operação	Natural
47	JURUMIRIM	Paranapanema	Paranapanema	Operação	Natural
50	LUCAS GARCEZ	Paranapanema	Paranapanema	Operação	Natural
57	MAUÁ	Paranapanema	Tibagi	Expansão	Natural
249	OURINHOS	Paranapanema	Paranapanema	Operação	Natural
48	PIRAJU	Paranapanema	Paranapanema	Operação	Natural
63	ROSANA	Paranapanema	Paranapanema	Operação	Natural
62	TAQUARUCU	Paranapanema	Paranapanema	Operação	Natural
190	BOA ESPERANÇA	Parnaíba	Parnaíba	Operação	Natural
176	PAULO AFONSO -MOXOTÓ	São Francisco	São Francisco	Operação	Natural
172	ITAPARICA	São Francisco	São Francisco	Operação	Natural
171	ITAPARICA Incremental	São Francisco	São Francisco	Operação	Natural
173	MOXOTO	São Francisco	São Francisco	Operação	Natural
175	PAULO AFONSO	São Francisco	São Francisco	Operação	Natural
158	QUEIMADO	São Francisco	Preto	Operação	Natural
155	RETIRO BAIXO	São Francisco	Paraopeba	Operação	Natural
169	SOBRADINHO	São Francisco	São Francisco	Operação	Natural
168	SOBRADINHO Incremental	São Francisco	São Francisco	Operação	Natural
156	TRES MARIAS	São Francisco	São Francisco	Operação	Natural
178	XINGÓ	São Francisco	São Francisco	Operação	Natural
38	BARIRI	Tietê	Tietê	Operação	Artificial
238	BARIRI	Tietê	Tietê	Operação	Natural
37	BARRA BONITA	Tietê	Tietê	Operação	Artificial
237	BARRA BONITA	Tietê	Tietê	Operação	Natural
118	BILLINGS	Tietê	Pinheiros	Operação	Natural
319	BILLINGS	Tietê	Pinheiros	Operação	Artificial
161	EDGARD DE SOUZA C/ Tributários	Tietê	Tietê	Operação	Natural
164	EDGARD DE SOUZA S/ Tributários	Tietê	Tietê	Operação	Natural
117	GUARAPIRANGA	Tietê	Guarapiranga	Operação	Natural
39	IBITINGA	Tietê	Tietê	Operação	Artificial
239	IBITINGA	Tietê	Tietê	Operação	Natural
42	NOVA AVANHANDAVA	Tietê	Tietê	Operação	Artificial
242	NOVA AVANHANDAVA	Tietê	Tietê	Operação	Natural
109	PEDREIRA	Tietê	Pinheiros	Operação	Natural
160	PONTE NOVA	Tietê	Tietê	Operação	Natural
40	PROMISSAO	Tietê	Tietê	Operação	Artificial
240	PROMISSAO	Tietê	Tietê	Operação	Natural
104	TRAIÇÃO	Tietê	Pinheiros	Operação	Natural
43	TRES IRMAOS	Tietê	Tietê	Operação	Artificial
243	TRES IRMAOS	Tietê	Tietê	Operação	Natural
119	BILLINGS + PEDRAS	Tietê/Cubatão	Pinheiros/Pedras	Operação	Natural
191	CANA BRAVA	Tocantins	Tocantins	Operação	Natural
271	ESTREITO TOCANTINS	Tocantins	Tocantins	Operação	Natural
273	LAJEADO	Tocantins	Tocantins	Operação	Natural
257	PEIXE ANGICAL	Tocantins	Tocantins	Operação	Natural
253	SÃO SALVADOR	Tocantins	Tocantins	Operação	Natural
270	SERRA DA MESA	Tocantins	Tocantins	Operação	Natural

CÓDIGO ONS	NOME	BACIA	RIO	SITUAÇÃO	TIPO DE SÉRIE
275	TUCURUI	Tocantins	Tocantins	Operação	Natural
215	BARRA GRANDE	Uruguai	Pelotas	Operação	Natural
216	CAMPOS NOVOS	Uruguai	Canoas	Operação	Natural
94	FOZ CHAPECÓ	Uruguai	Uruguai	Operação	Natural
89	GARIBALDI	Uruguai	Canoas	Expansão	Natural
92	ITÁ	Uruguai	Uruguai	Operação	Natural
217	MACHADINHO	Uruguai	Pelotas	Operação	Natural
220	MONJOLINHO	Uruguai	Passo Fundo	Operação	Natural
93	PASSO FUNDO	Uruguai	Passo Fundo	Operação	Natural
103	PASSO SÃO JOÃO	Uruguai	Ijuí	Expansão	Natural
286	QUEBRA QUEIXO	Uruguai	Chapecó	Operação	Natural
102	SÃO JOSÉ	Uruguai	Ijuí	Operação	Natural

Fonte: ONS, 2011b

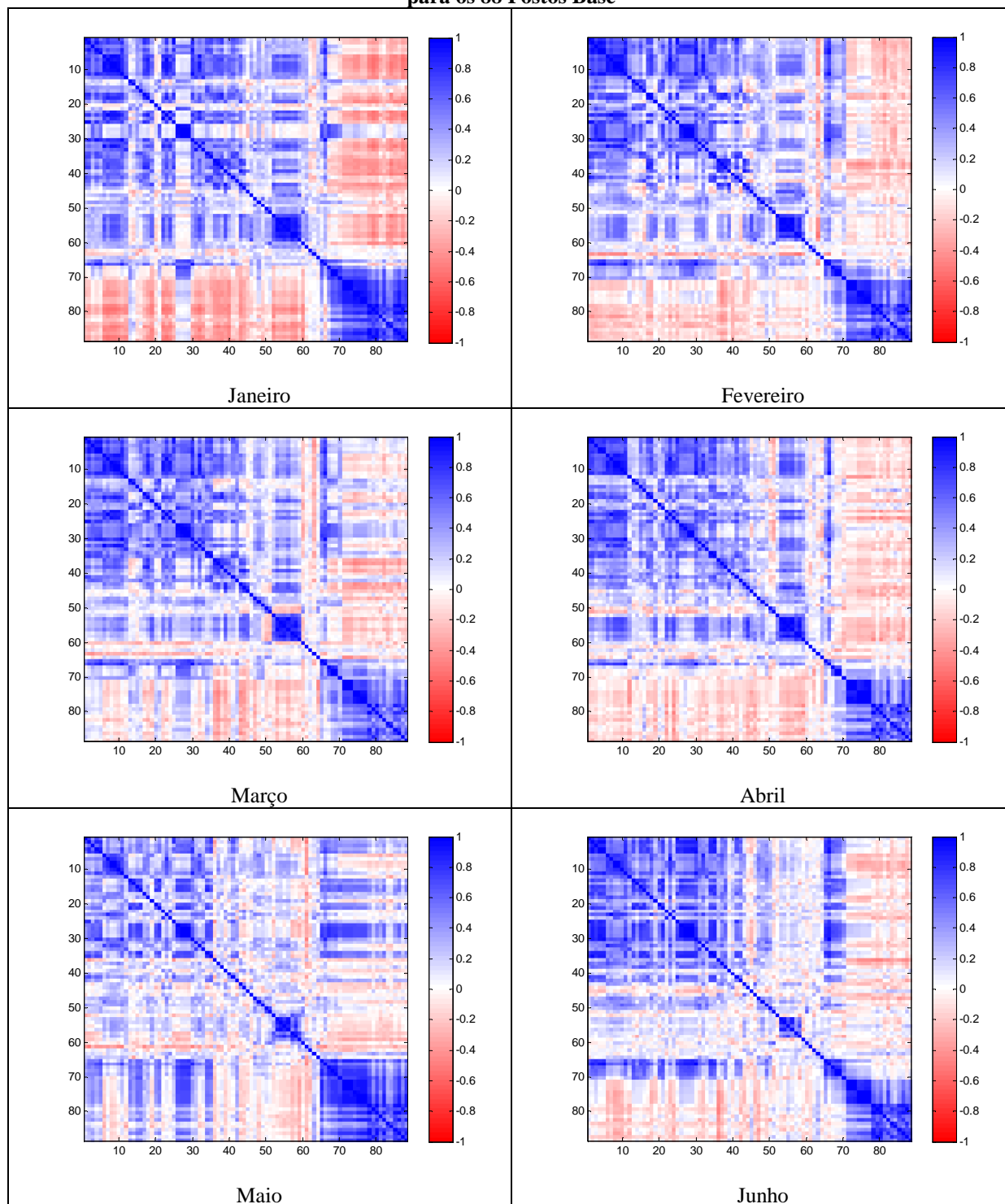
APÊNDICE B – Resultados Gráficos do Modelo 1 – CRD/PAR

Figura B.1 – Variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensais utilizando o Modelo 1 – CRD/PAR para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base



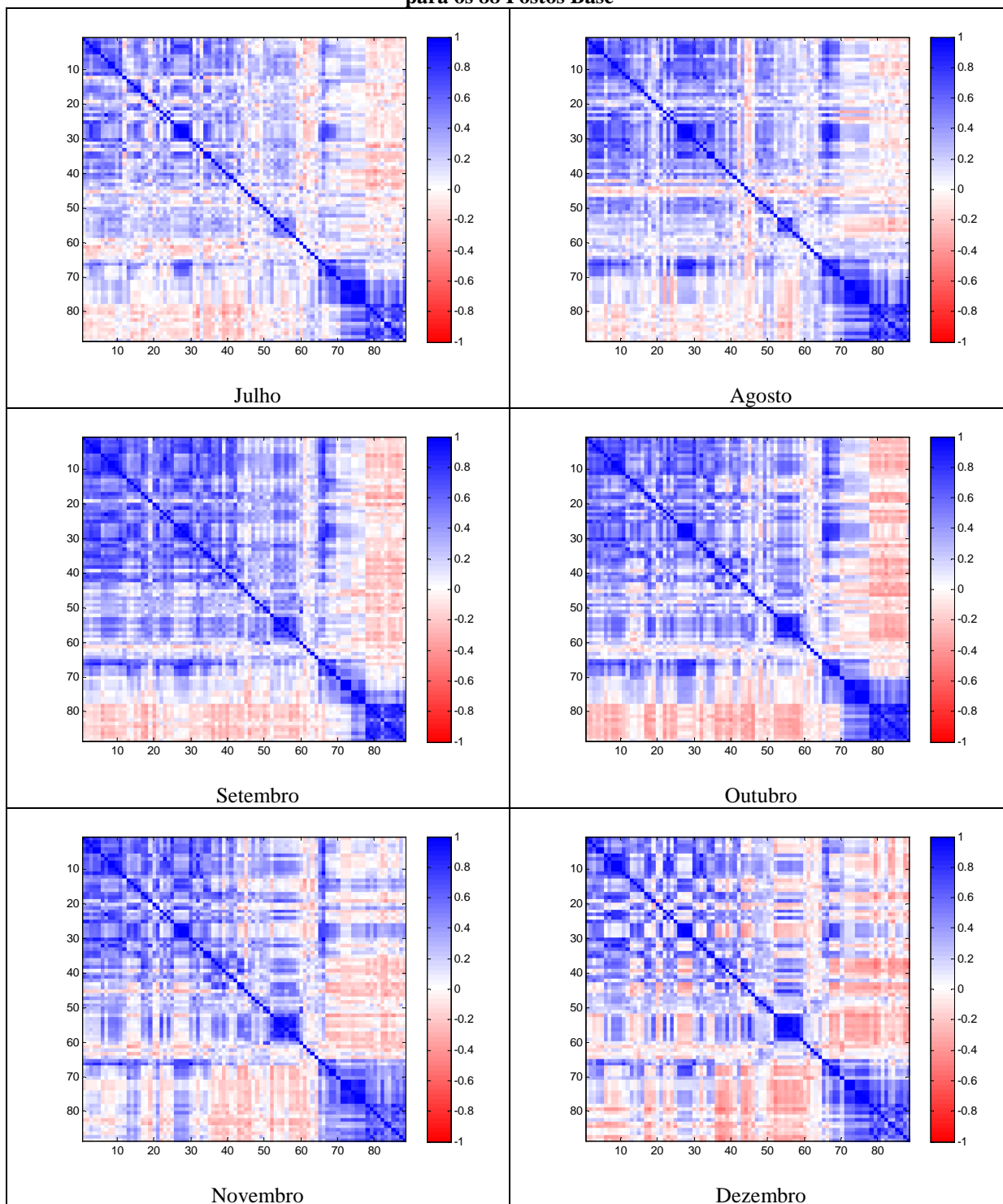
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura B.2(a) – Correlação dos resíduos mensais utilizando o Modelo 1 – CRD/PAR para os 88 Postos Base



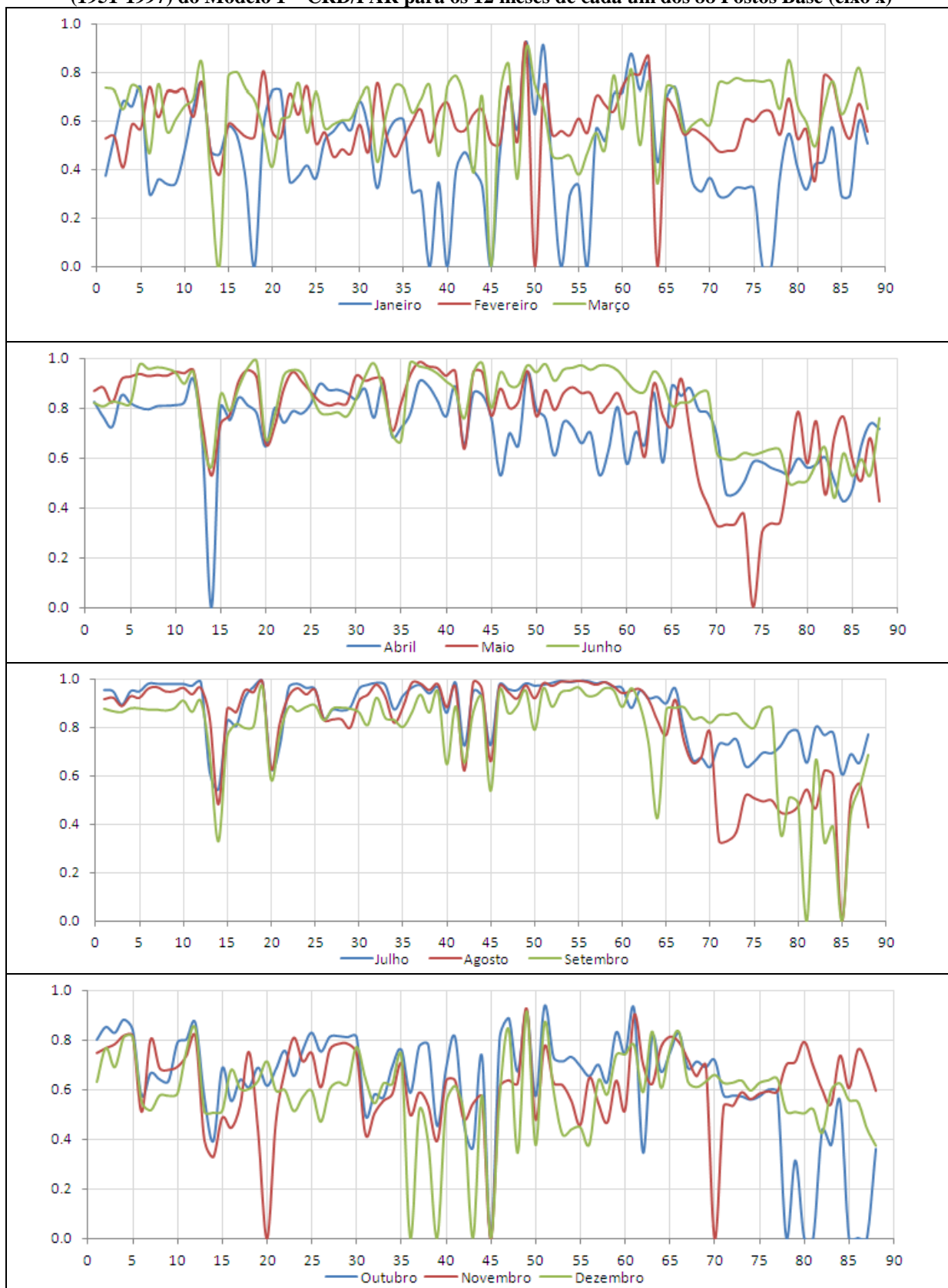
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura B.2(b) – Correlação dos resíduos mensais utilizando o Modelo 1 – CRD/PAR para os 88 Postos Base



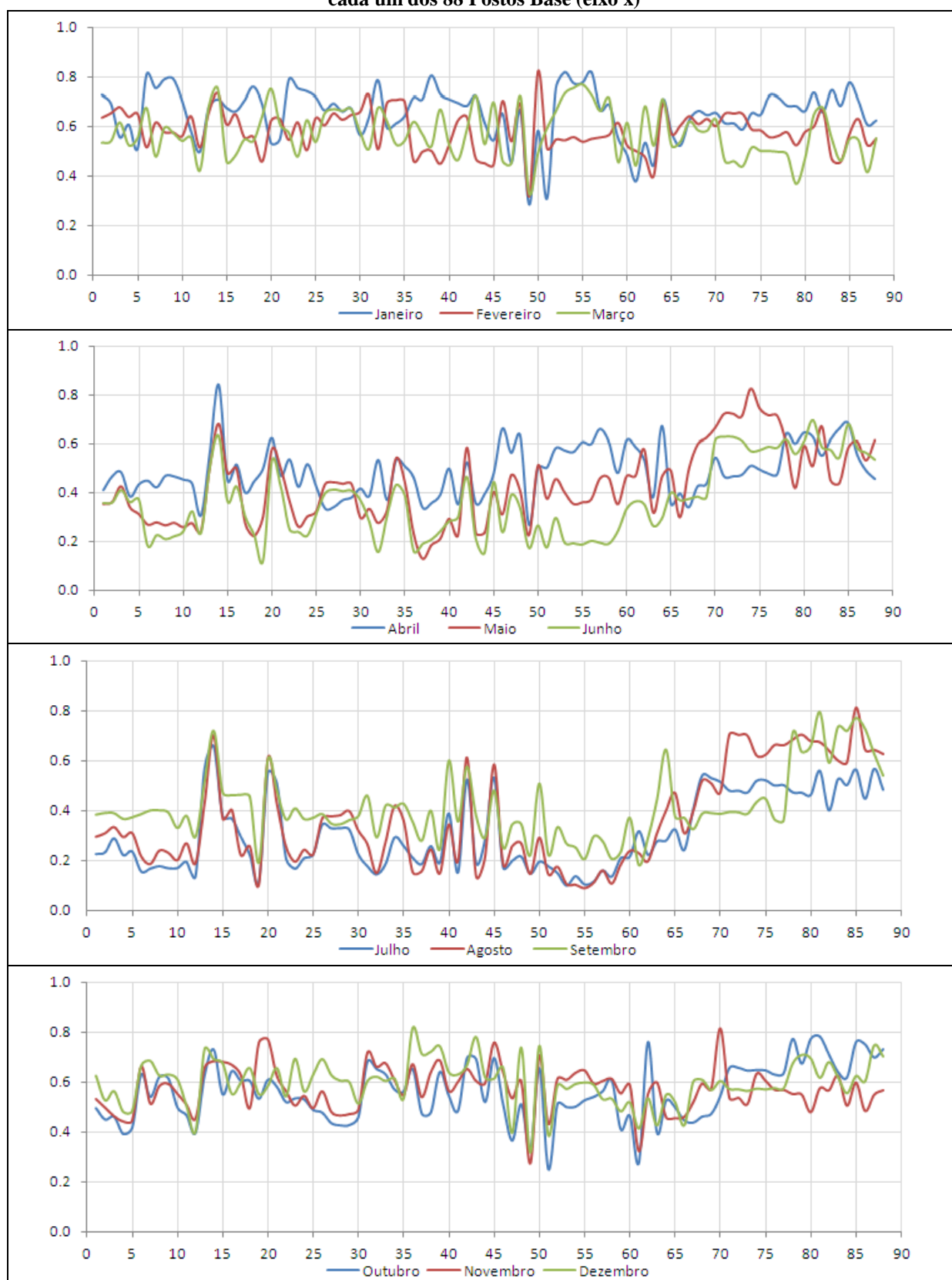
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura B.3 – Dados de correlações (eixo y) entre os valores de vazões observados e estimados na calibração (1951-1997) do Modelo 1 – CRD/PAR para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base (eixo x)



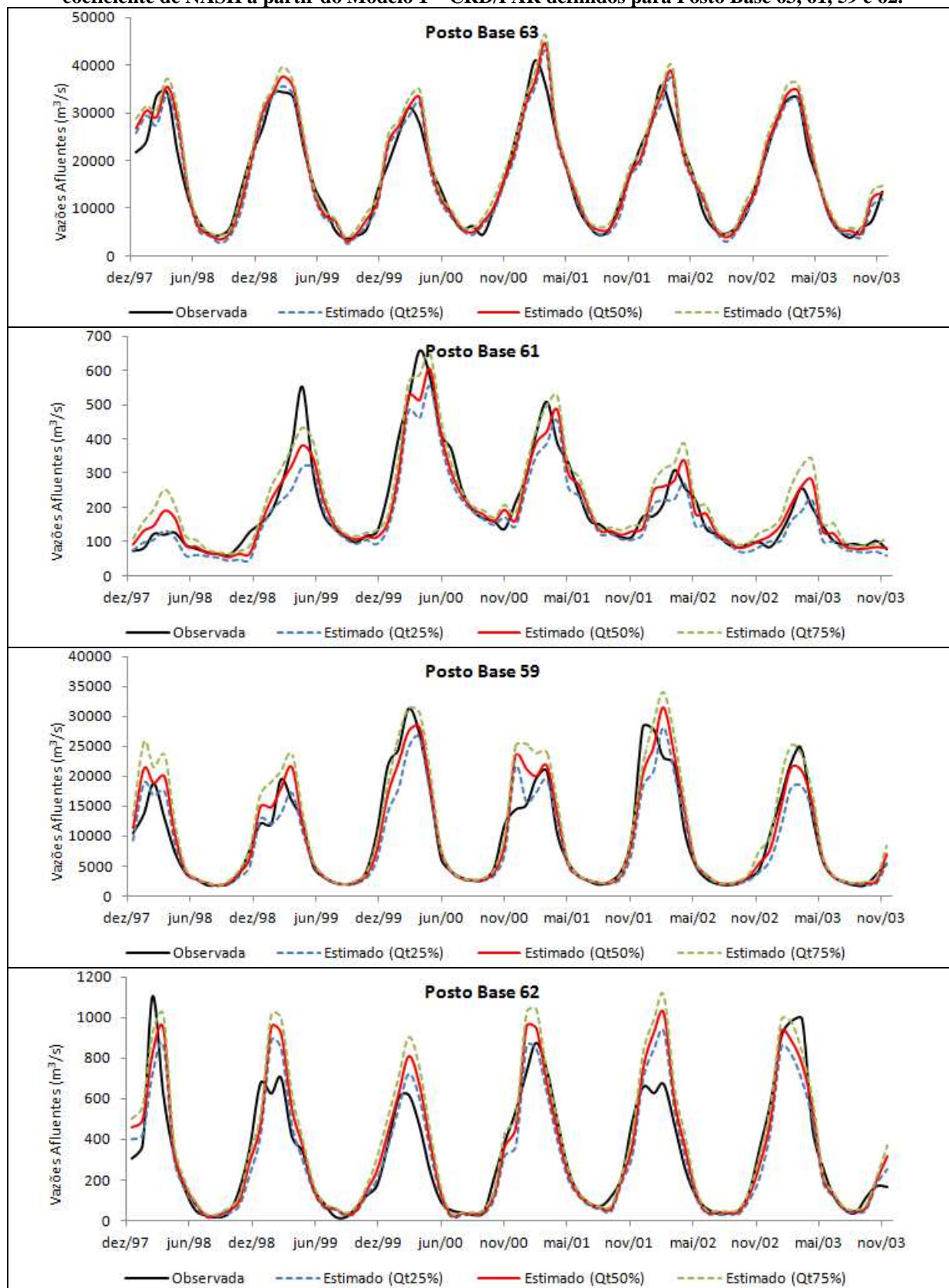
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura B.4 – Valores de Erro Médio Absoluto – EMA (eixo y) entre os valores de vazões observados e estimados na calibração (1951-1997) do Modelo 1 – CRD/PAR para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base (eixo x)



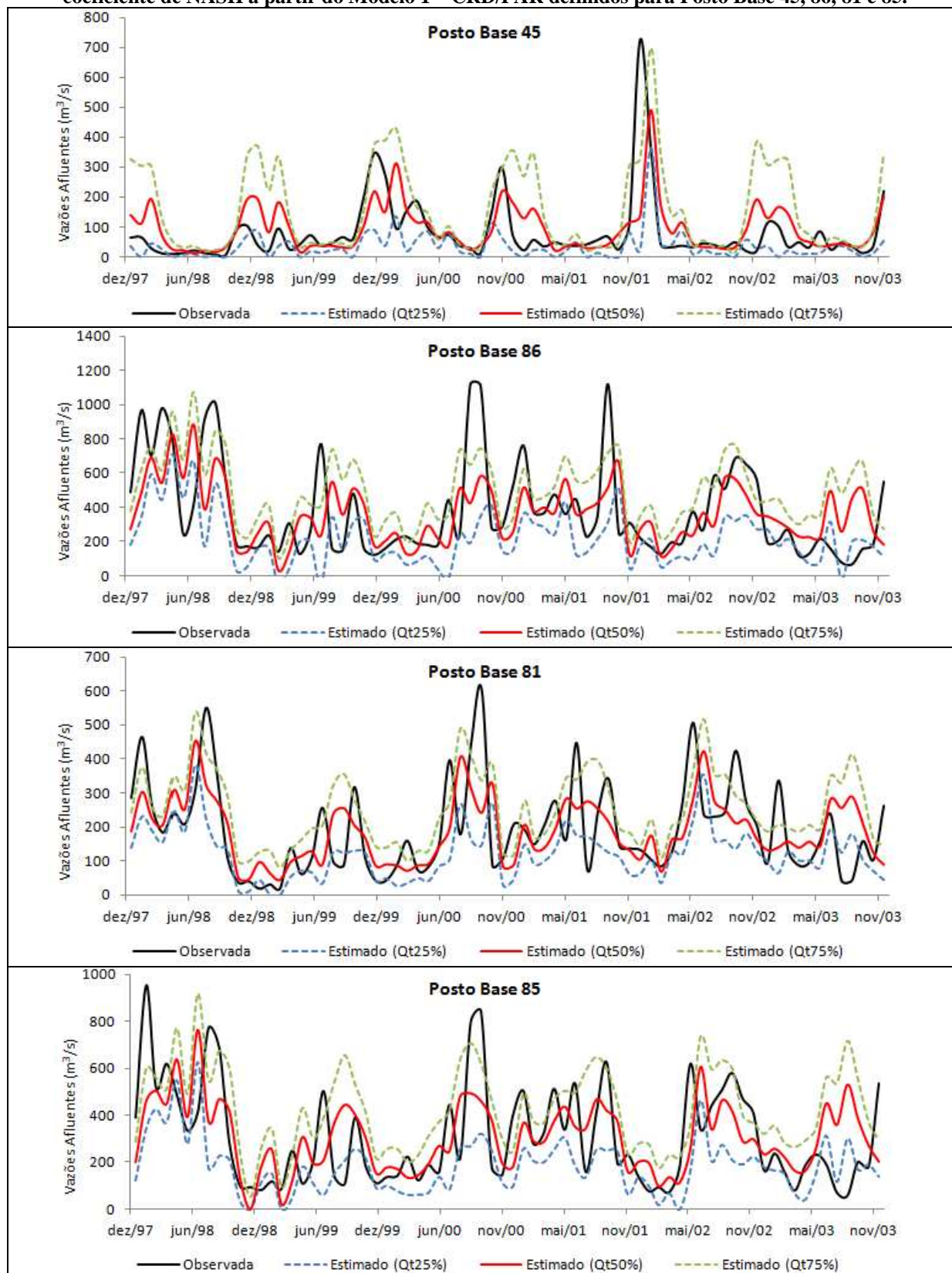
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura B.5 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados com maiores valores do coeficiente de NASH a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para Posto Base 63, 61, 59 e 62.



Fonte: Produção do próprio autor.

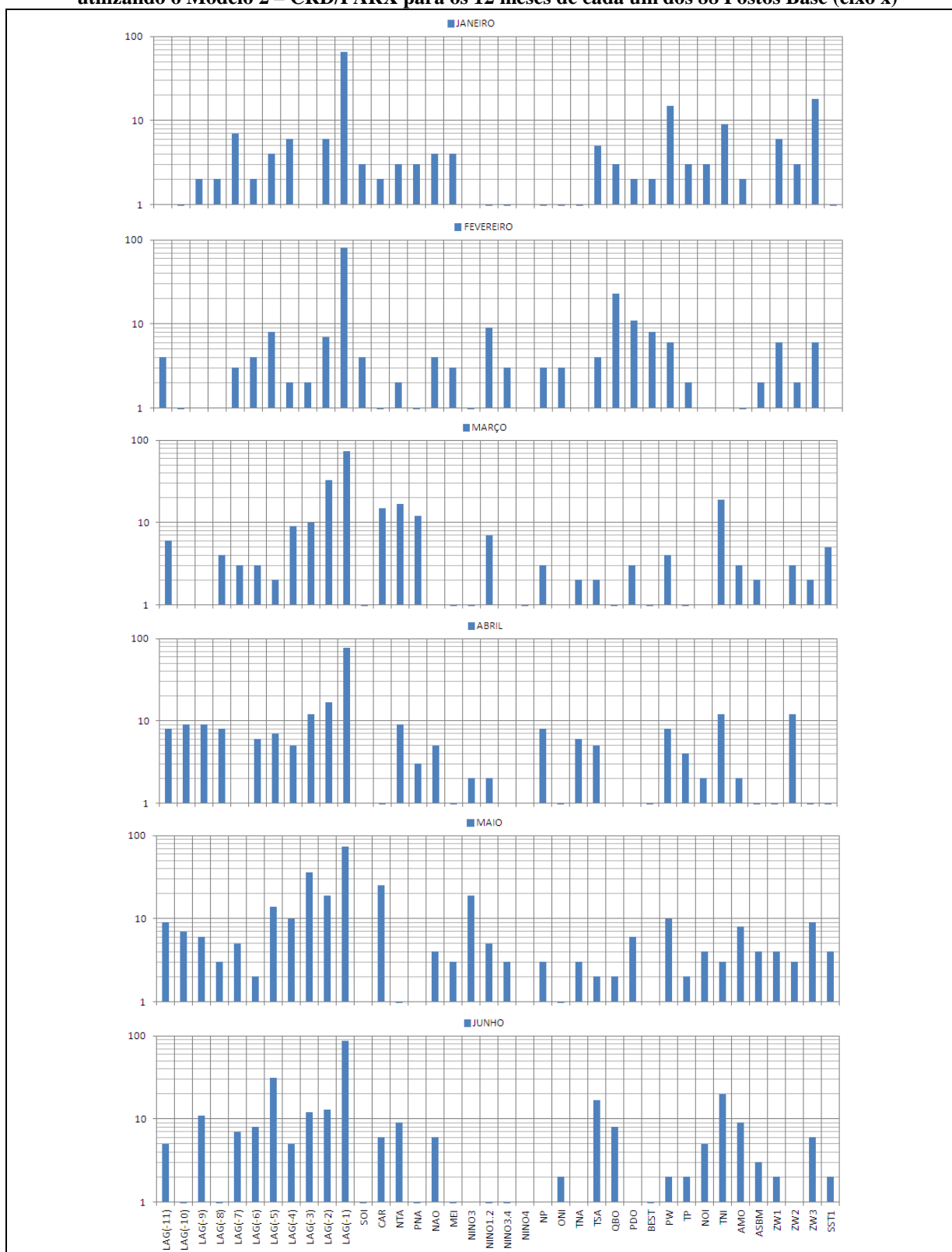
Figura B.6 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados com menores valores do coeficiente de NASH a partir do Modelo 1 – CRD/PAR definidos para Posto Base 45, 86, 81 e 85.



Fonte: Produção do próprio autor.

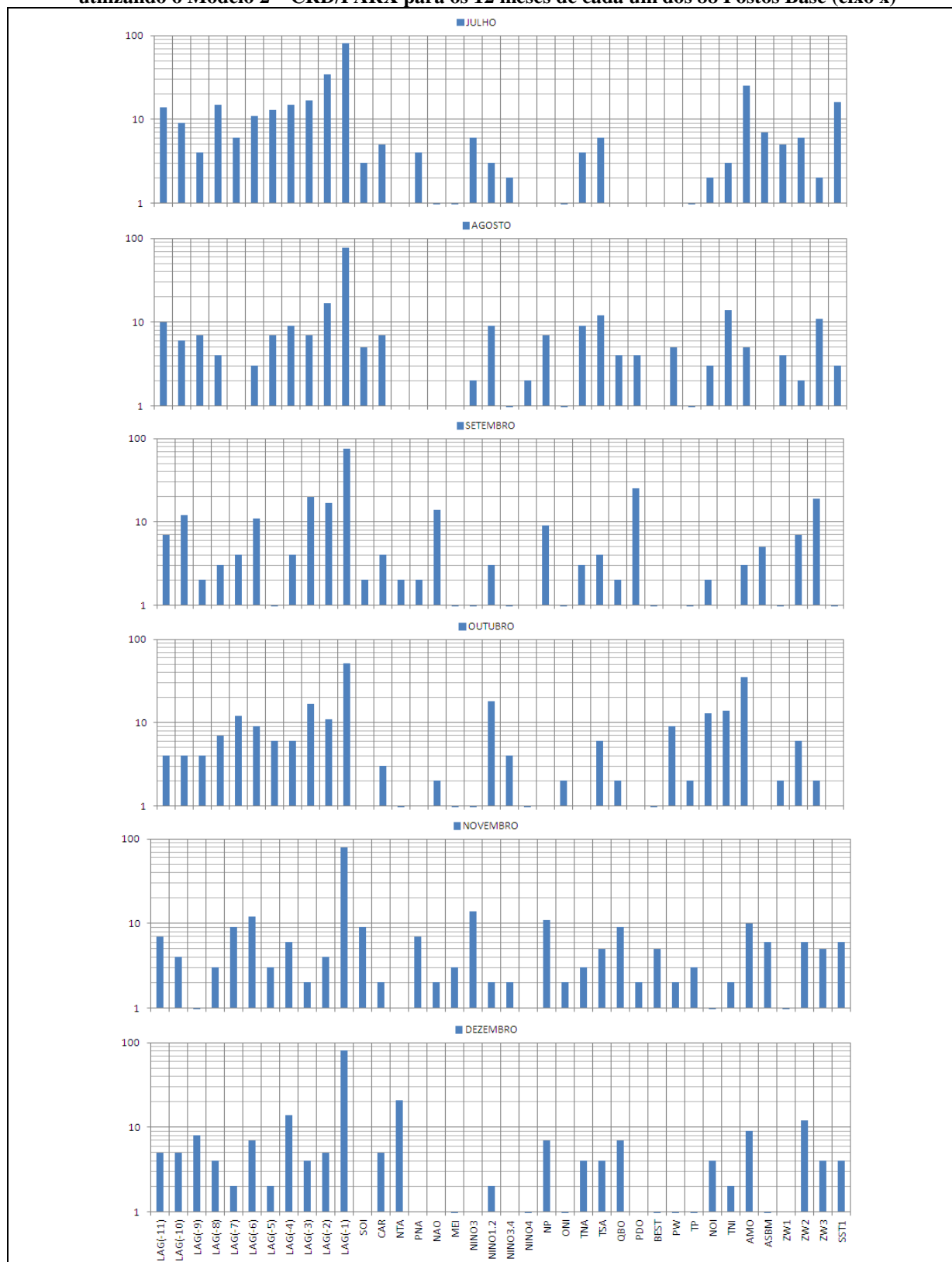
APÊNDICE C – Resultados Gráficos do Modelo 2 – CRD/PARX

Figura C.1(a) – Variáveis explanatórias (eixo y) mais utilizadas nas equações de regressões mensais utilizando o Modelo 2 – CRD/PARX para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base (eixo x)



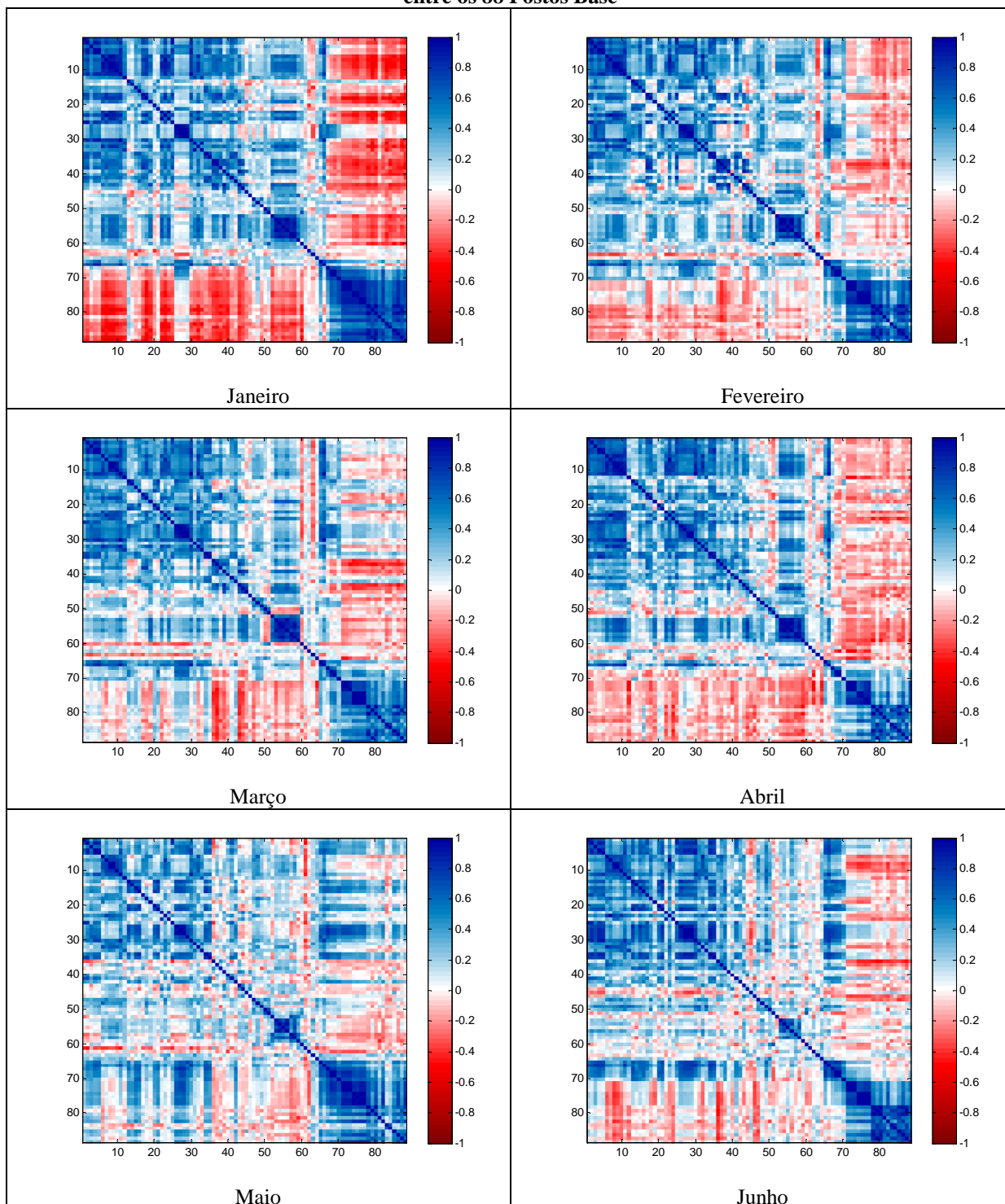
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura C.1(b) – Variáveis explanatórias (eixo y) mais utilizadas nas equações de regressões mensais utilizando o Modelo 2 – CRD/PARX para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base (eixo x)



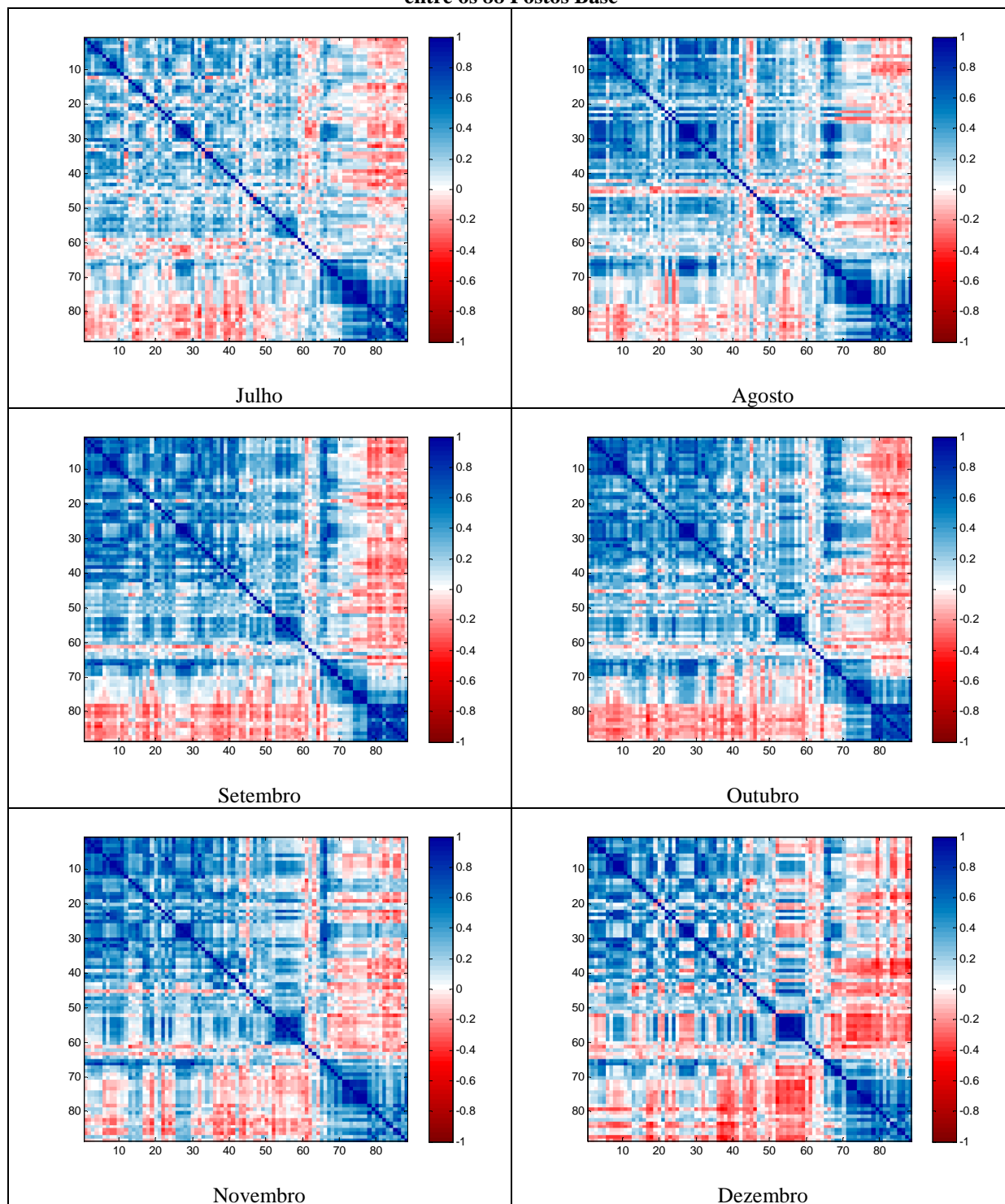
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura C.2(a) – Correlação dos resíduos mensais utilizando o Modelo 2 – CRD/PARX entre os 88 Postos Base



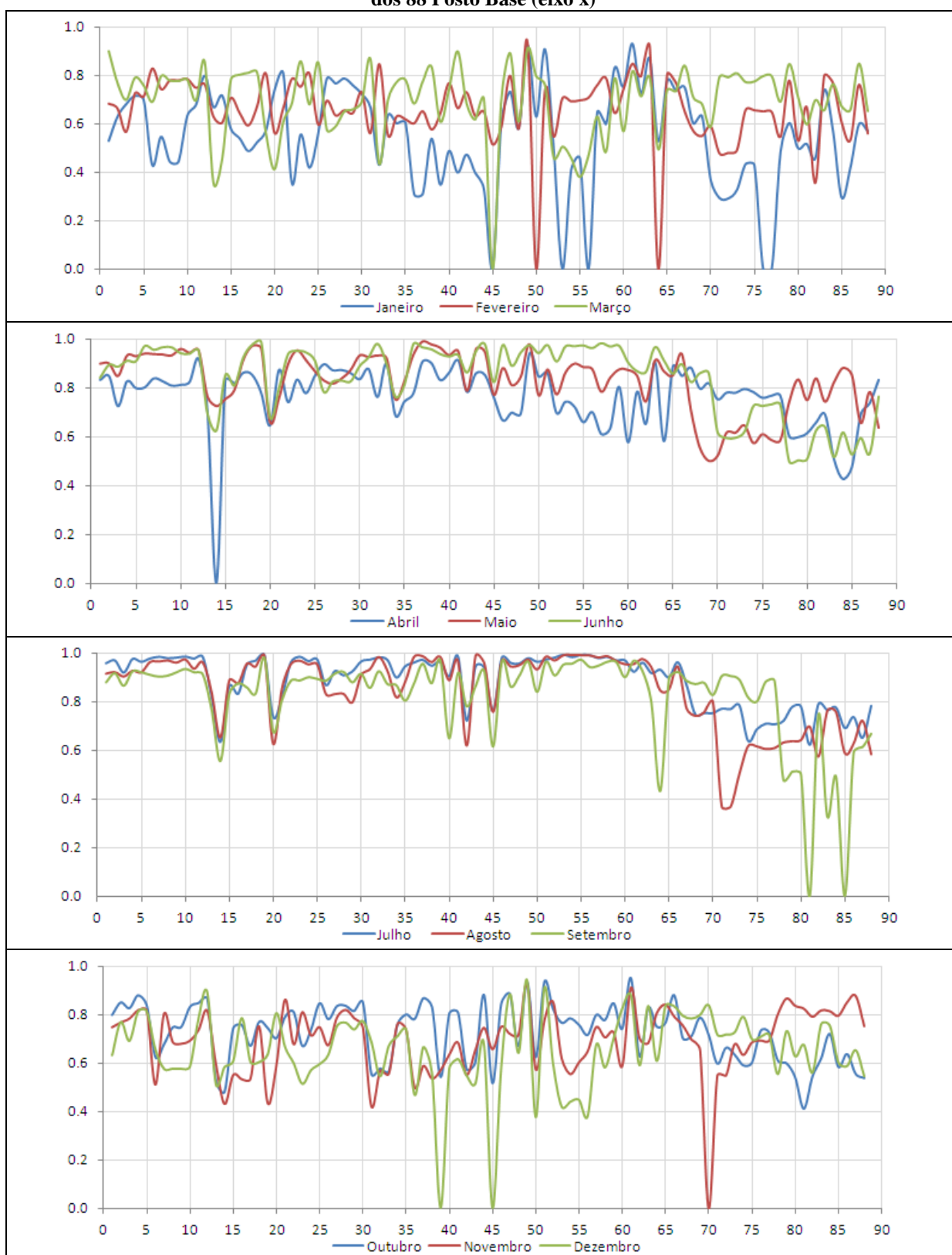
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura C.2(b) – Correlação dos resíduos mensais utilizando o Modelo 2 – CRD/PARX entre os 88 Postos Base



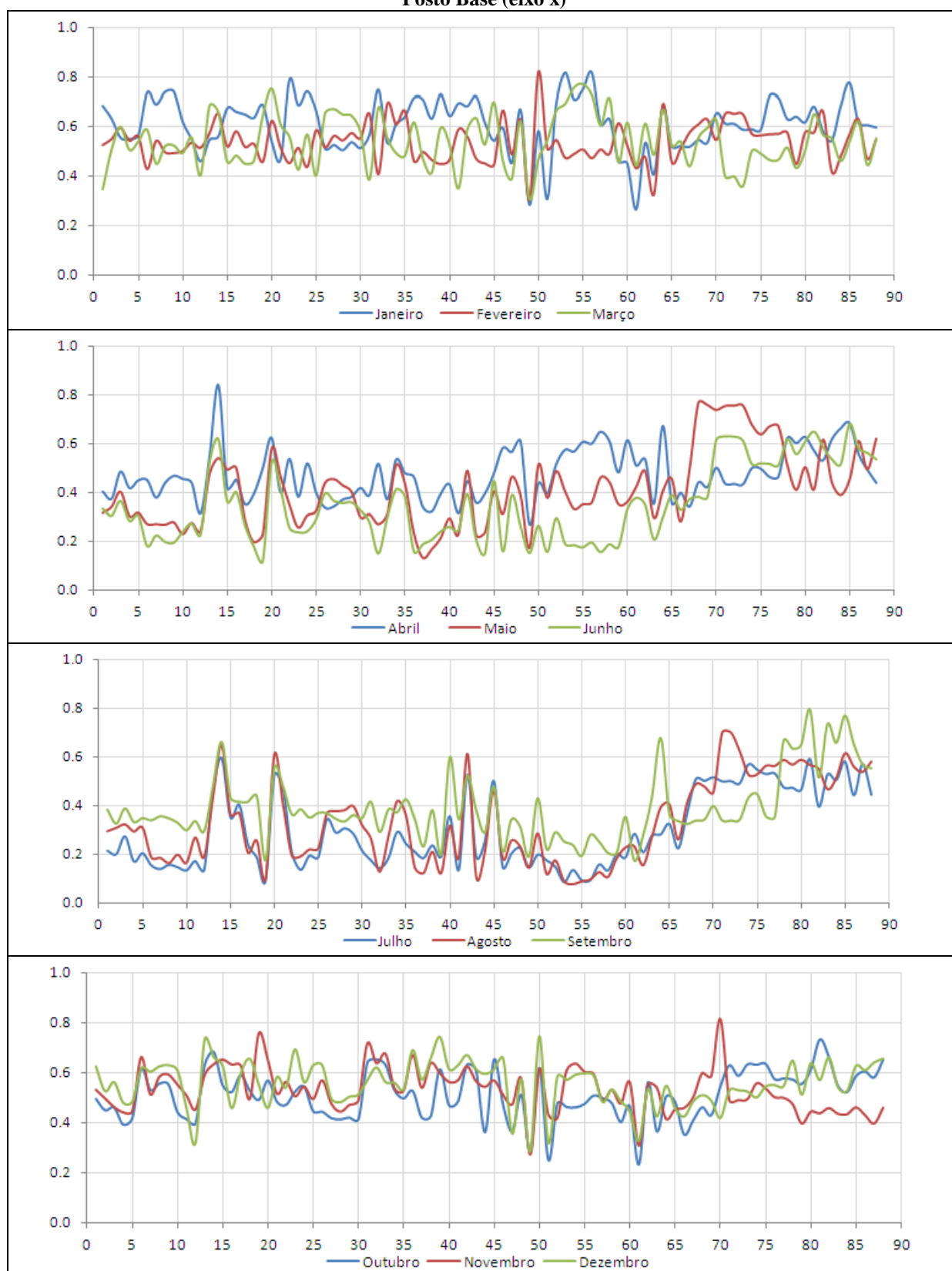
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura C.3 – Dados dos coeficientes de correlações (eixo y) entre os valores de vazões observados e estimados na calibração (1951-1997) do Modelo 2 – CRD/PARX para os 12 meses de cada um dos 88 Posto Base (eixo x)



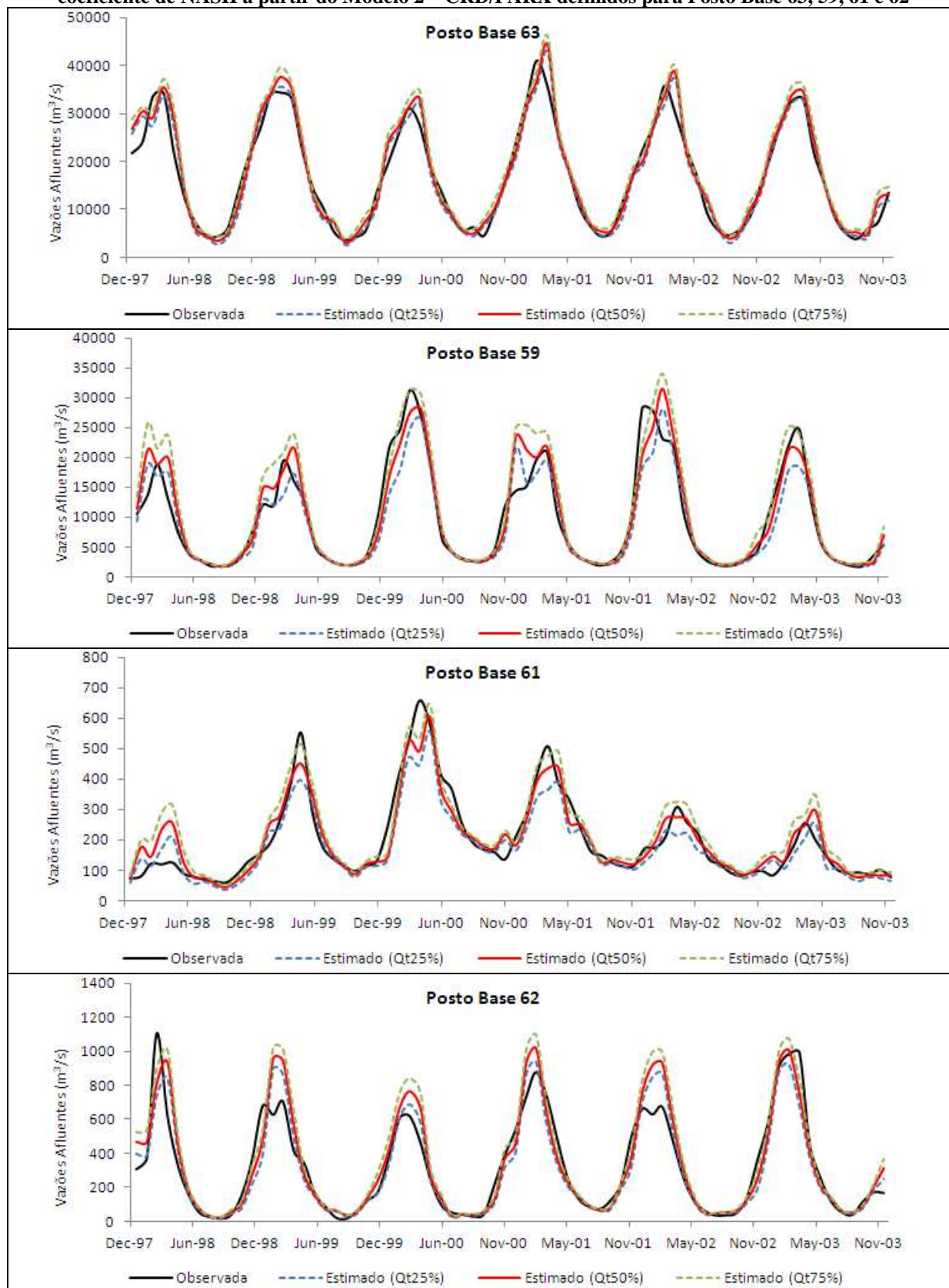
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura C.4 – Valores de Erro Médio Absoluto – EMA (eixo y) entre os valores das vazões observados e estimados na calibração(1951-1997) do Modelo 2 – CRD/PARX para os 12 meses de cada uma das 88 Posto Base (eixo x)



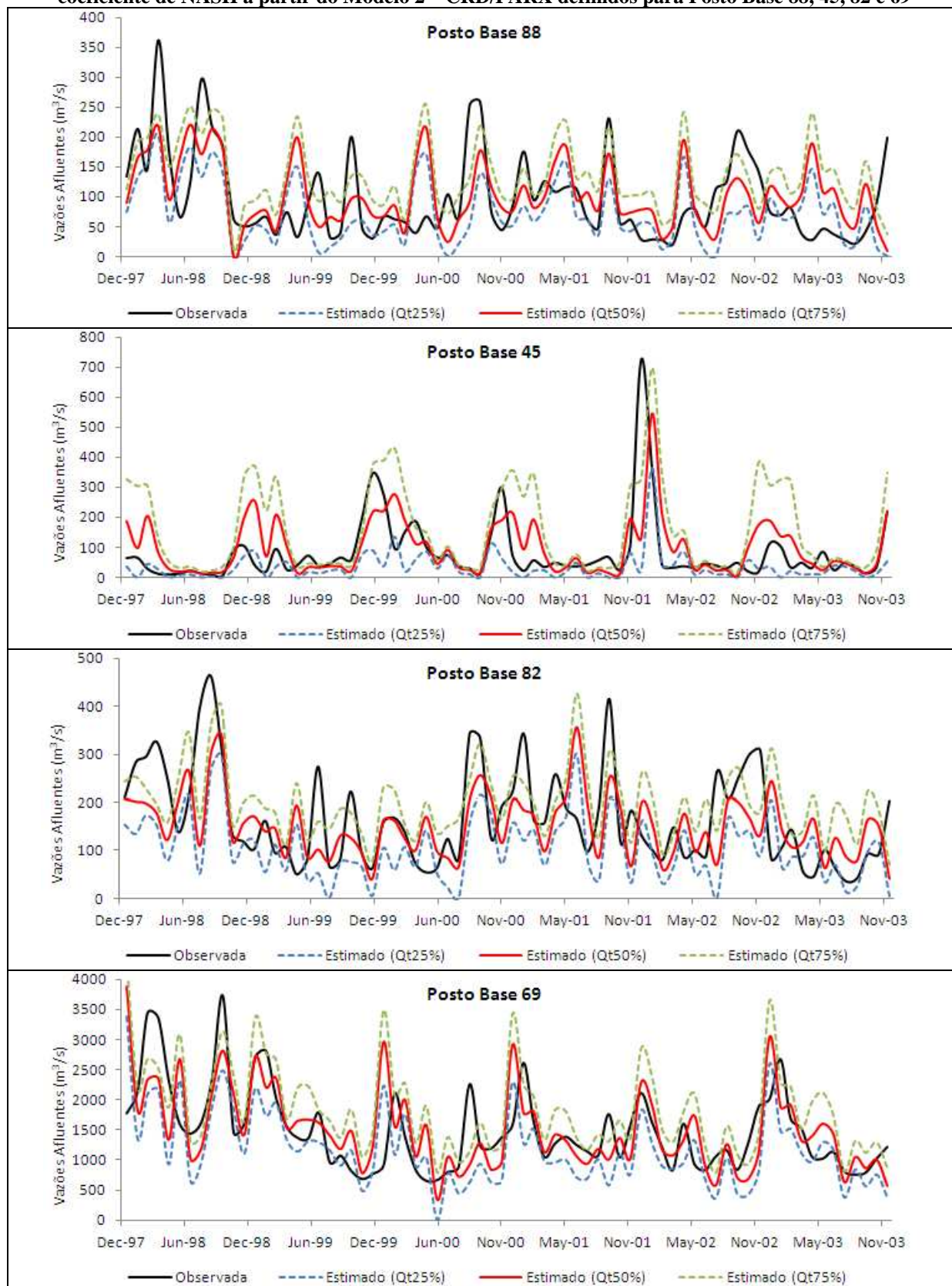
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura C.5 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados com menores valores do coeficiente de NASH a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para Posto Base 63, 59, 61 e 62



Fonte: Produção do próprio autor.

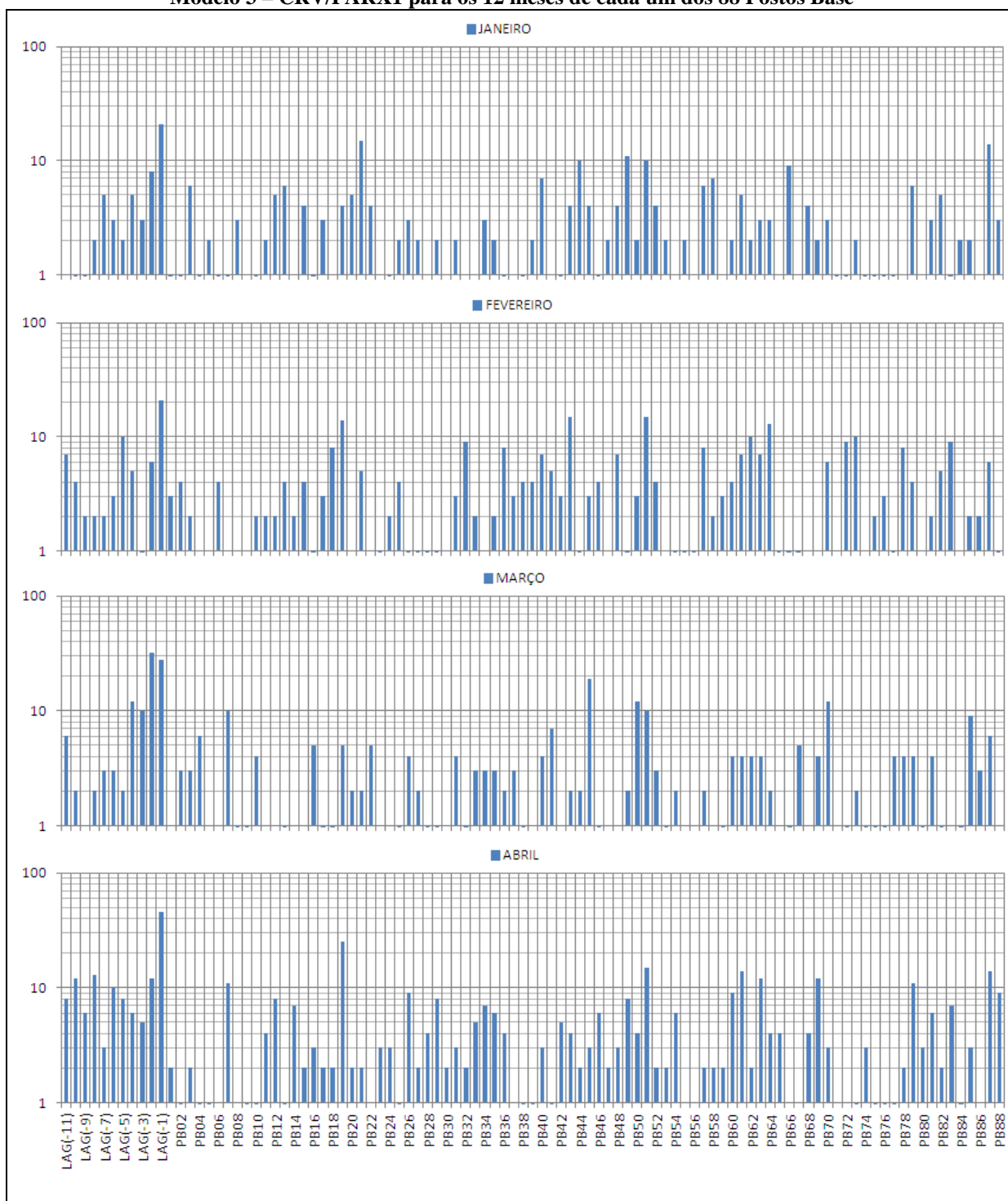
Figura C.6 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados com maiores valores do coeficiente de NASH a partir do Modelo 2 – CRD/PARX definidos para Posto Base 88, 45, 82 e 69



Fonte: Produção do próprio autor.

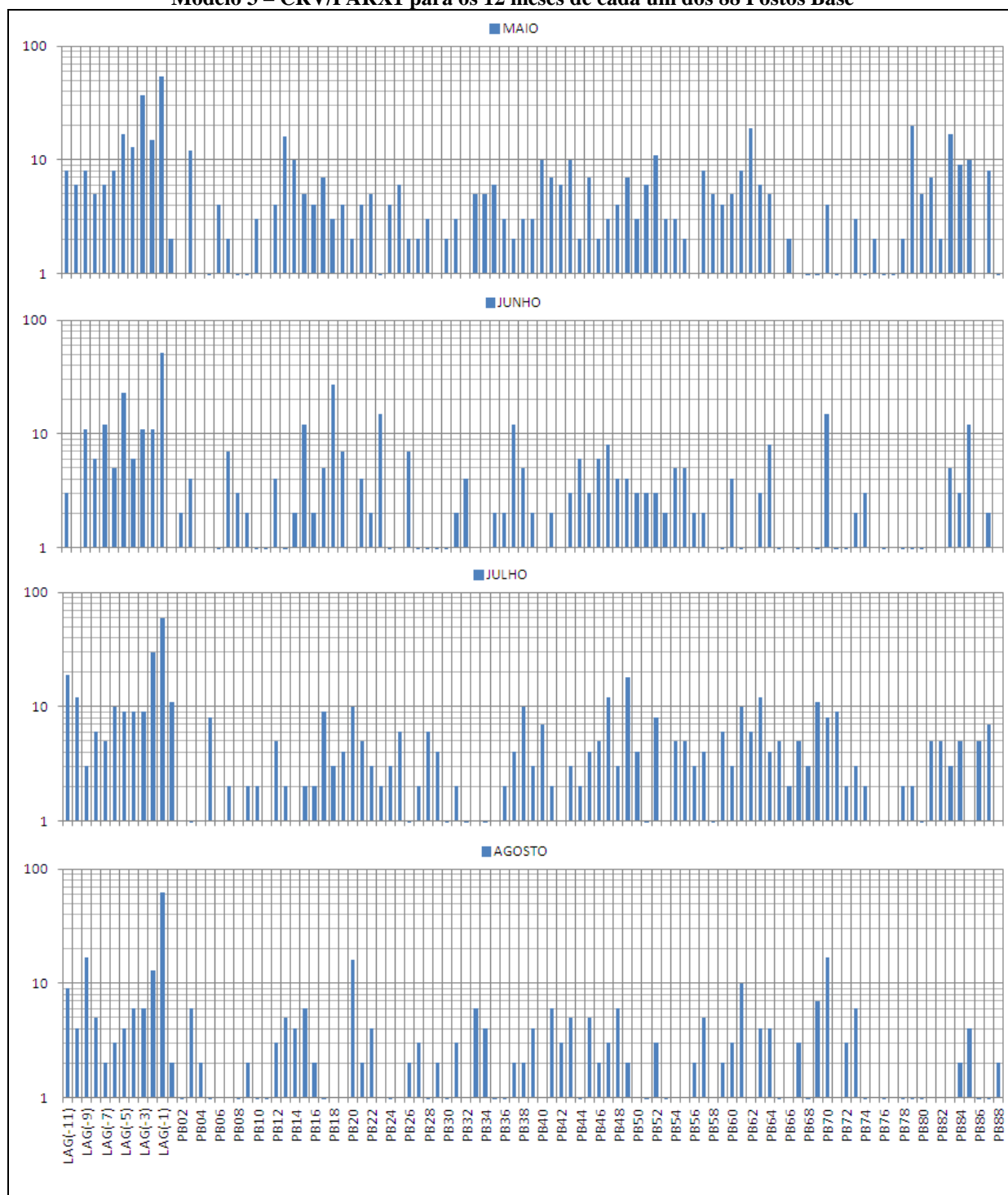
APÊNDICE D – Resultados Gráficos do Modelo 3 – CVZ/PARX1

Figura D.1(a) – Variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensais utilizando o Modelo 3 – CRV/PARX1 para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base



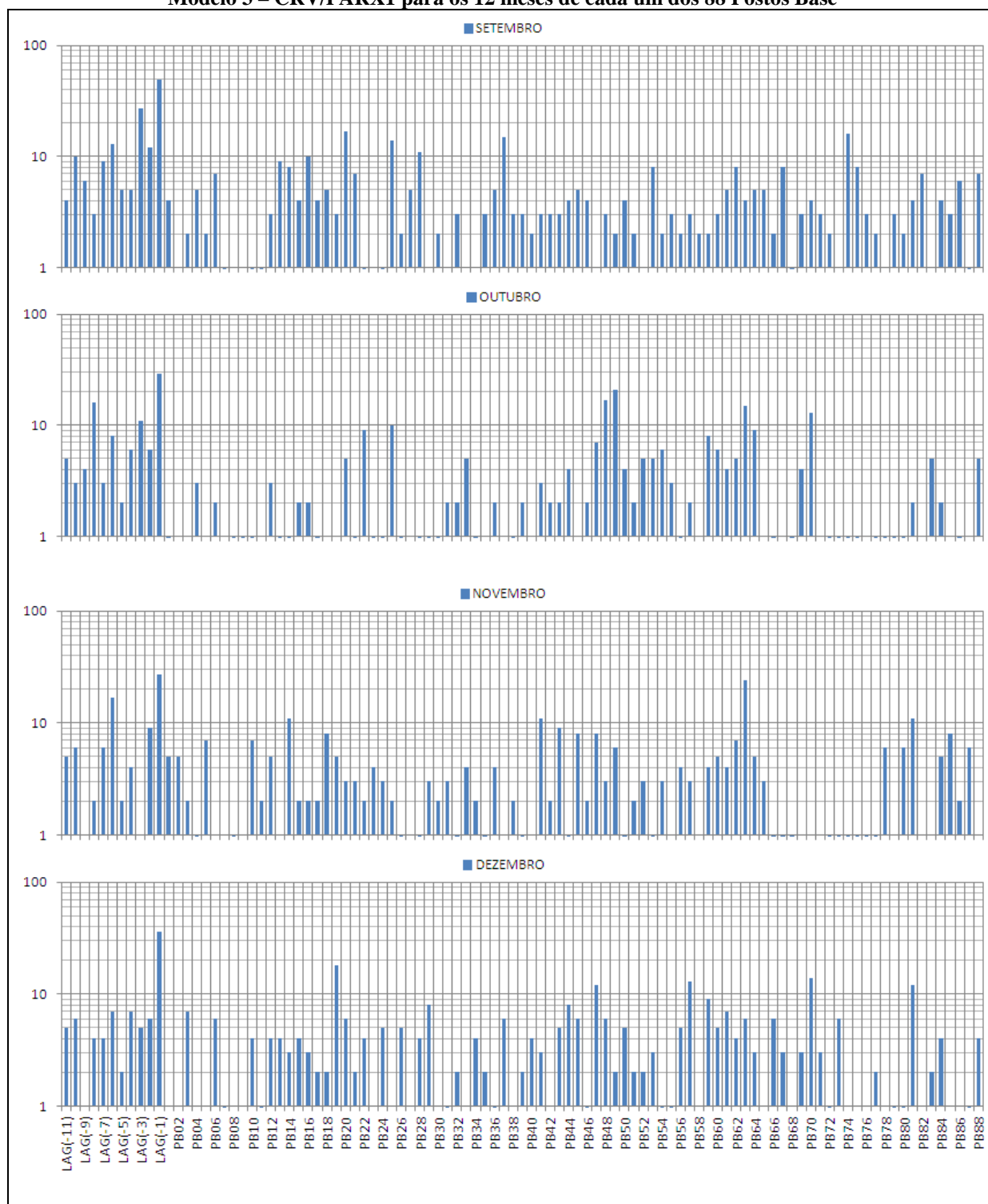
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura D.1(b) – Variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensais utilizando o Modelo 3 – CRV/PARX1 para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base



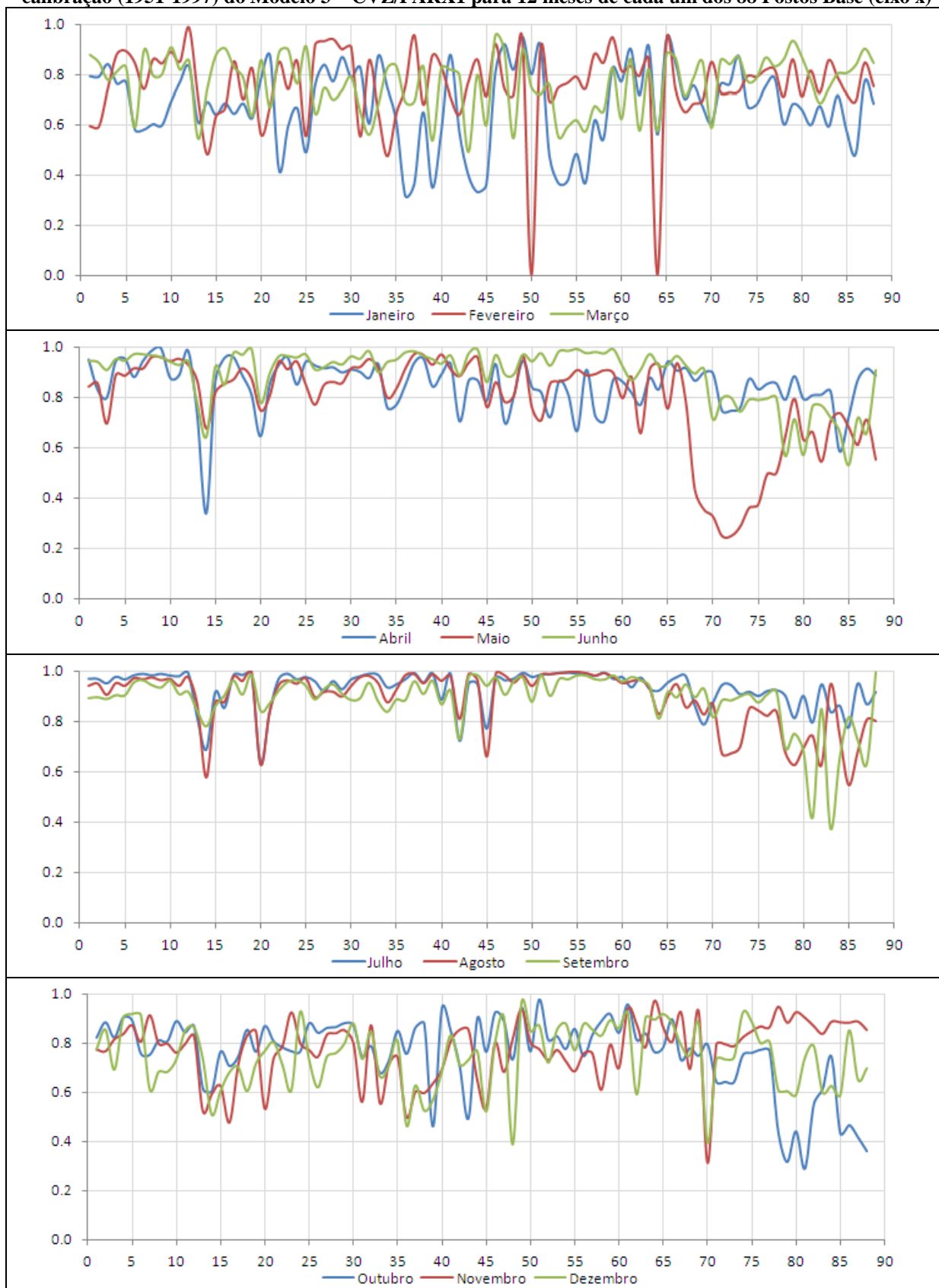
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura D.1(c) – Variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensais utilizando o Modelo 3 – CRV/PARX1 para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base



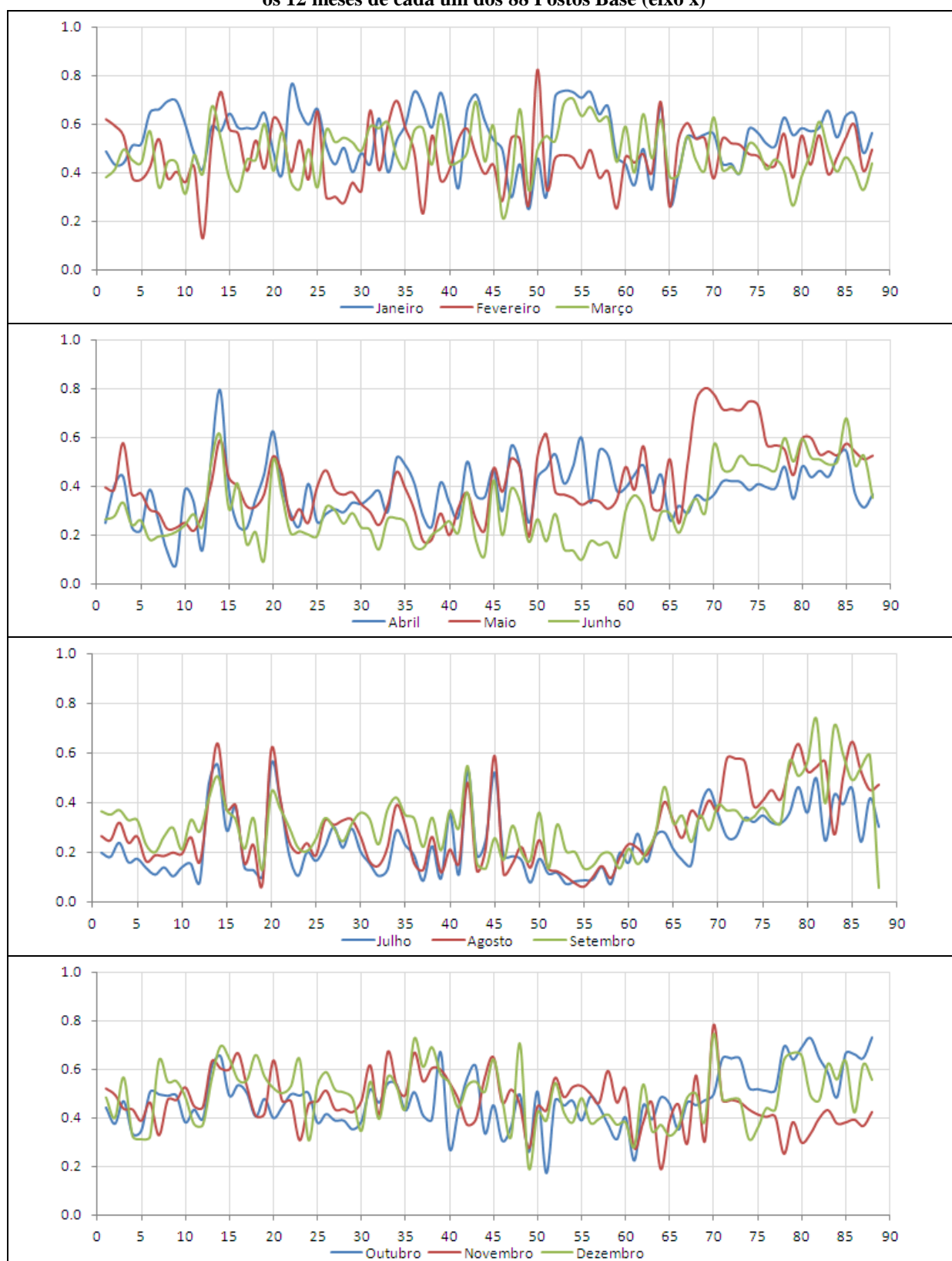
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura D.2 – Dados de correlações (eixo y) entre os valores de vazões observados e estimados na calibração (1951-1997) do Modelo 3 – CVZ/PARX1 para 12 meses de cada um dos 88 Postos Base (eixo x)



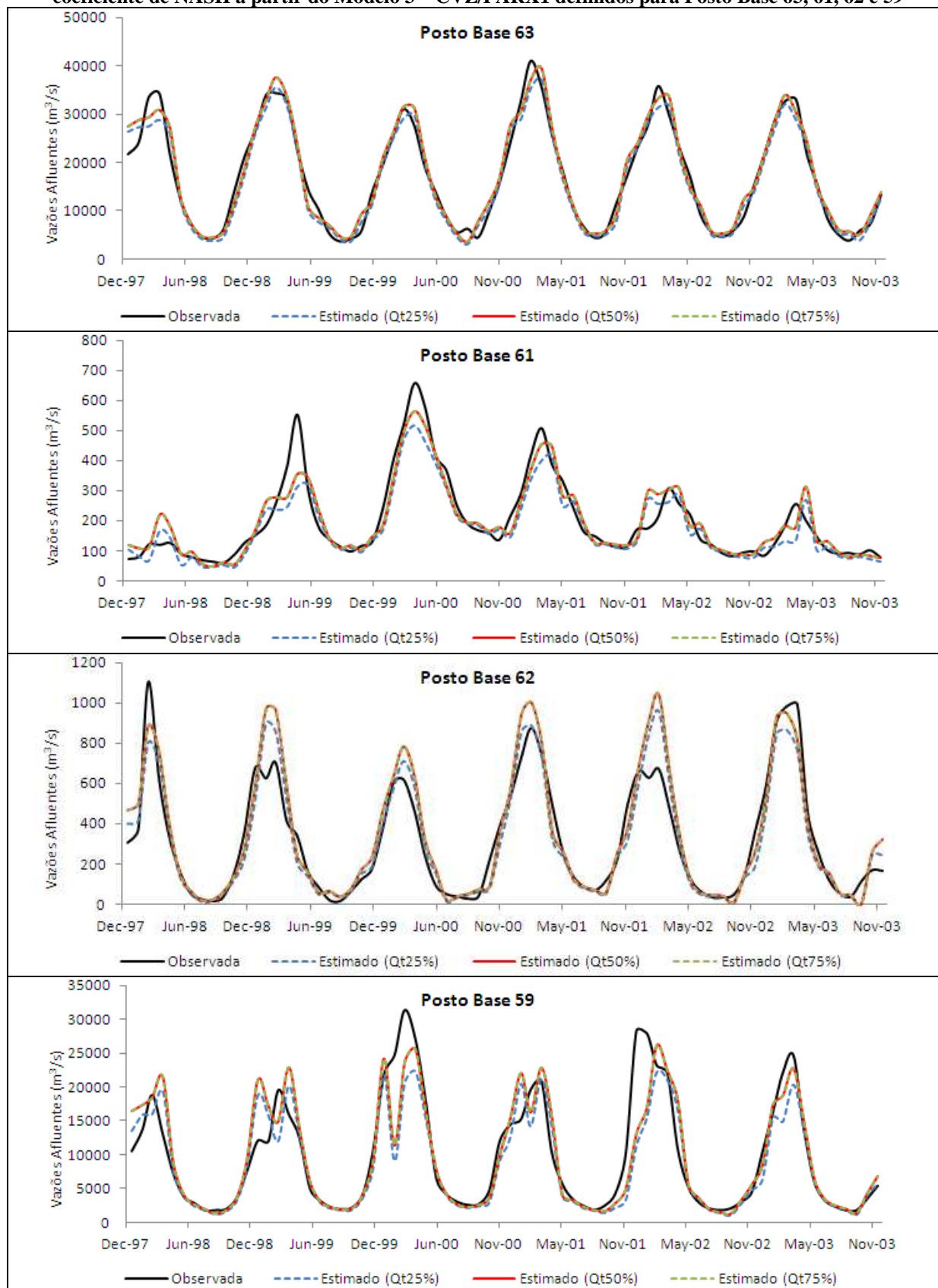
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura D.3 – Valores de Erro Médio Absoluto – EMA (eixo y) entre os valores de vazões observados e estimados na calibração (1951-1997) do Modelo 3 – CVZ/PARX1 para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base (eixo x)



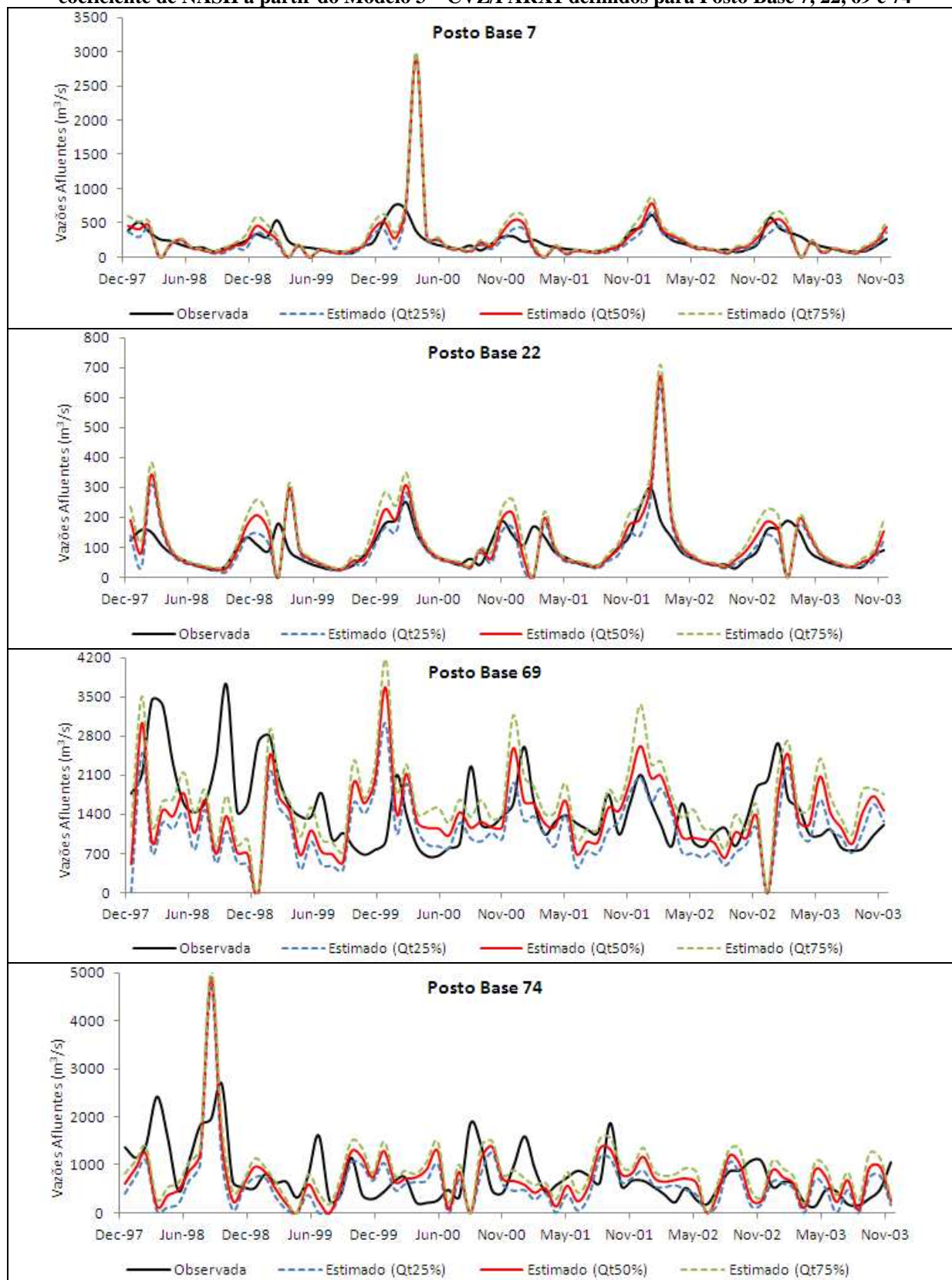
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura D.4 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados com maiores valores do coeficiente de NASH a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para Posto Base 63, 61, 62 e 59



Fonte: Produção do próprio autor.

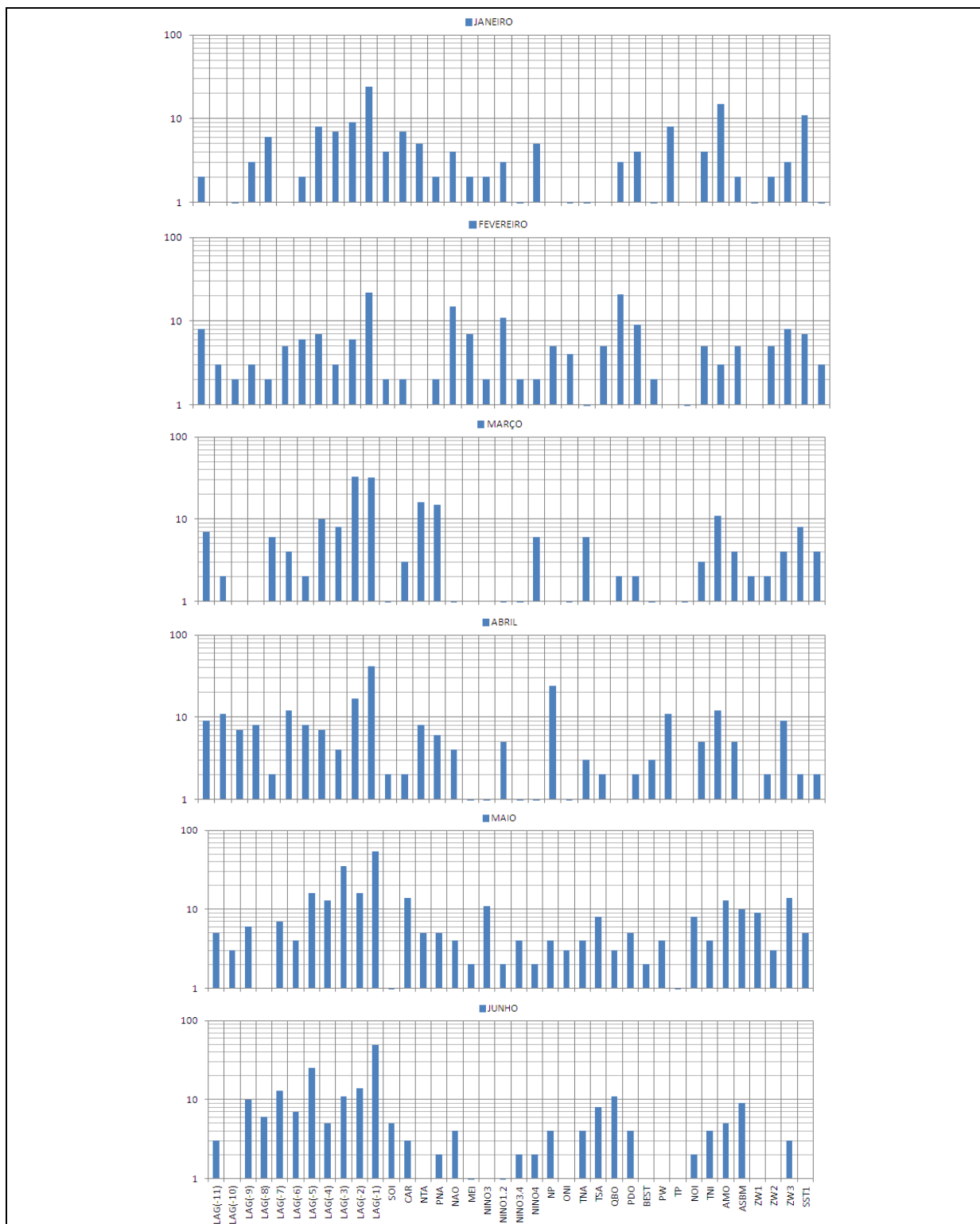
Figura D.5 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados com menores valores do coeficiente de NASH a partir do Modelo 3 – CVZ/PARX1 definidos para Posto Base 7, 22, 69 e 74



Fonte: Produção do próprio autor.

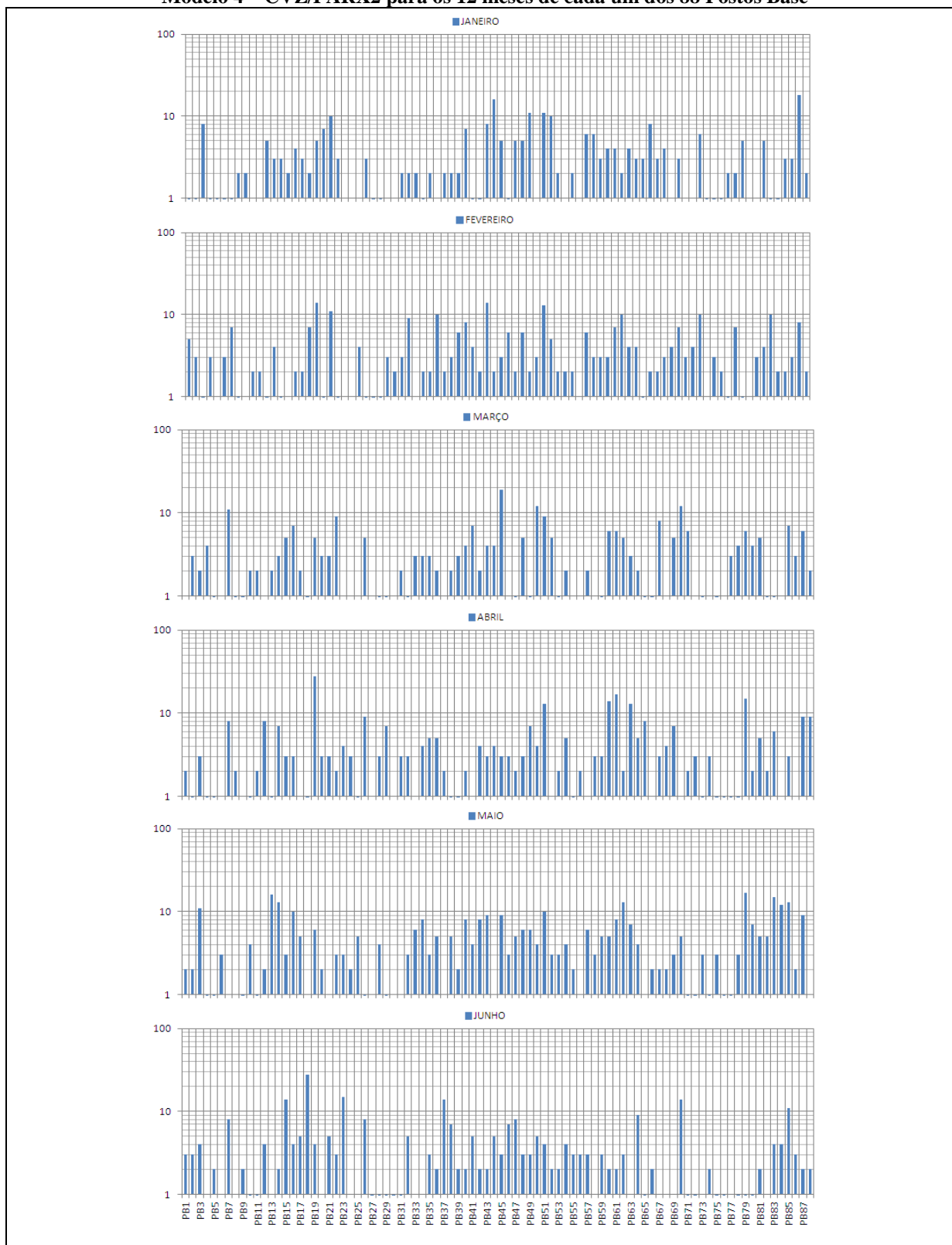
APÊNDICE E – Resultados Gráficos do Modelo 4 – CVZ/PARX2

Figura E.1(a) – Variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensais utilizando o Modelo 4 – CVZ/PARX2 para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base.



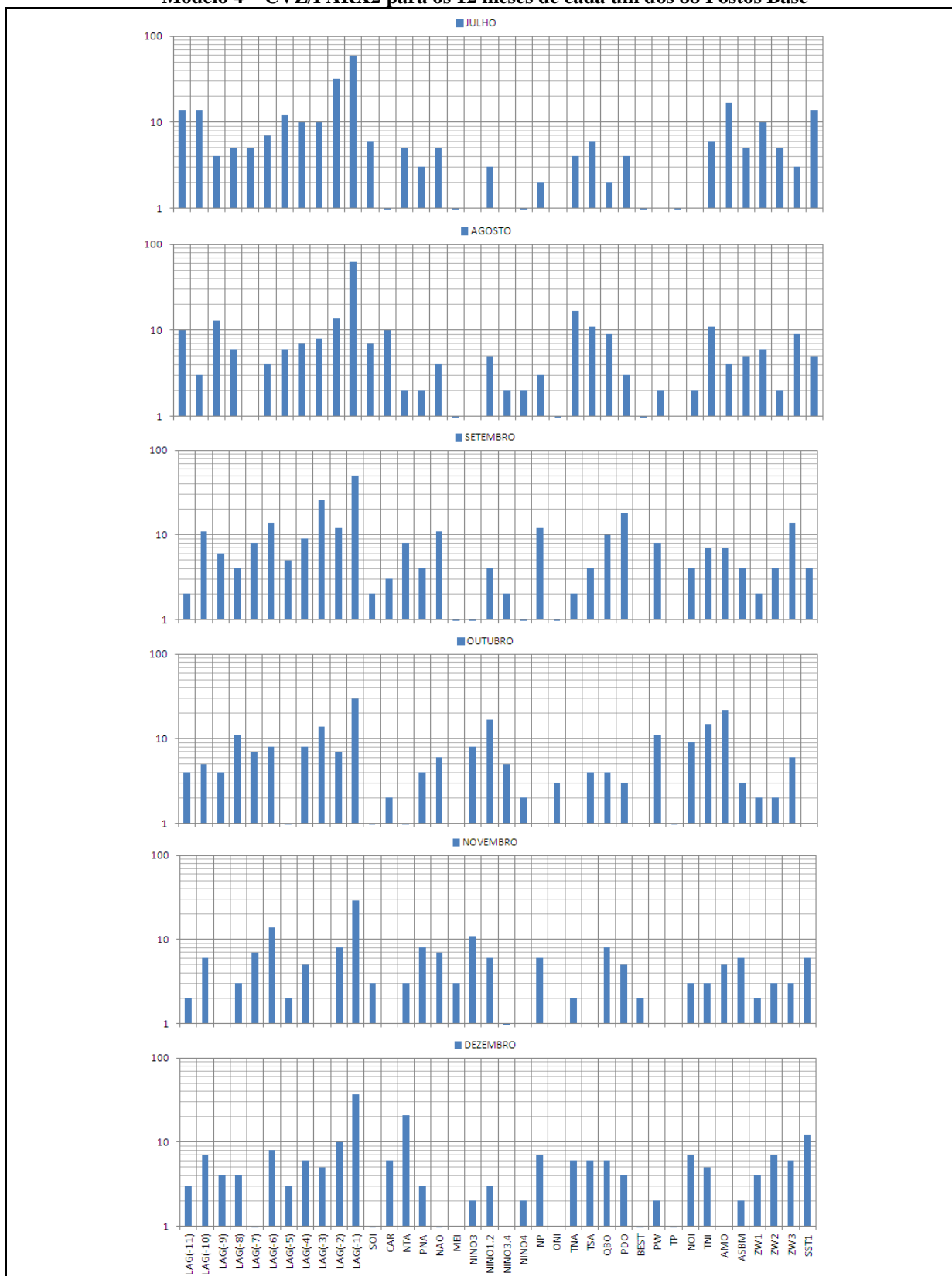
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura E.1(b) – Variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensais utilizando o Modelo 4 – CVZ/PARX2 para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base



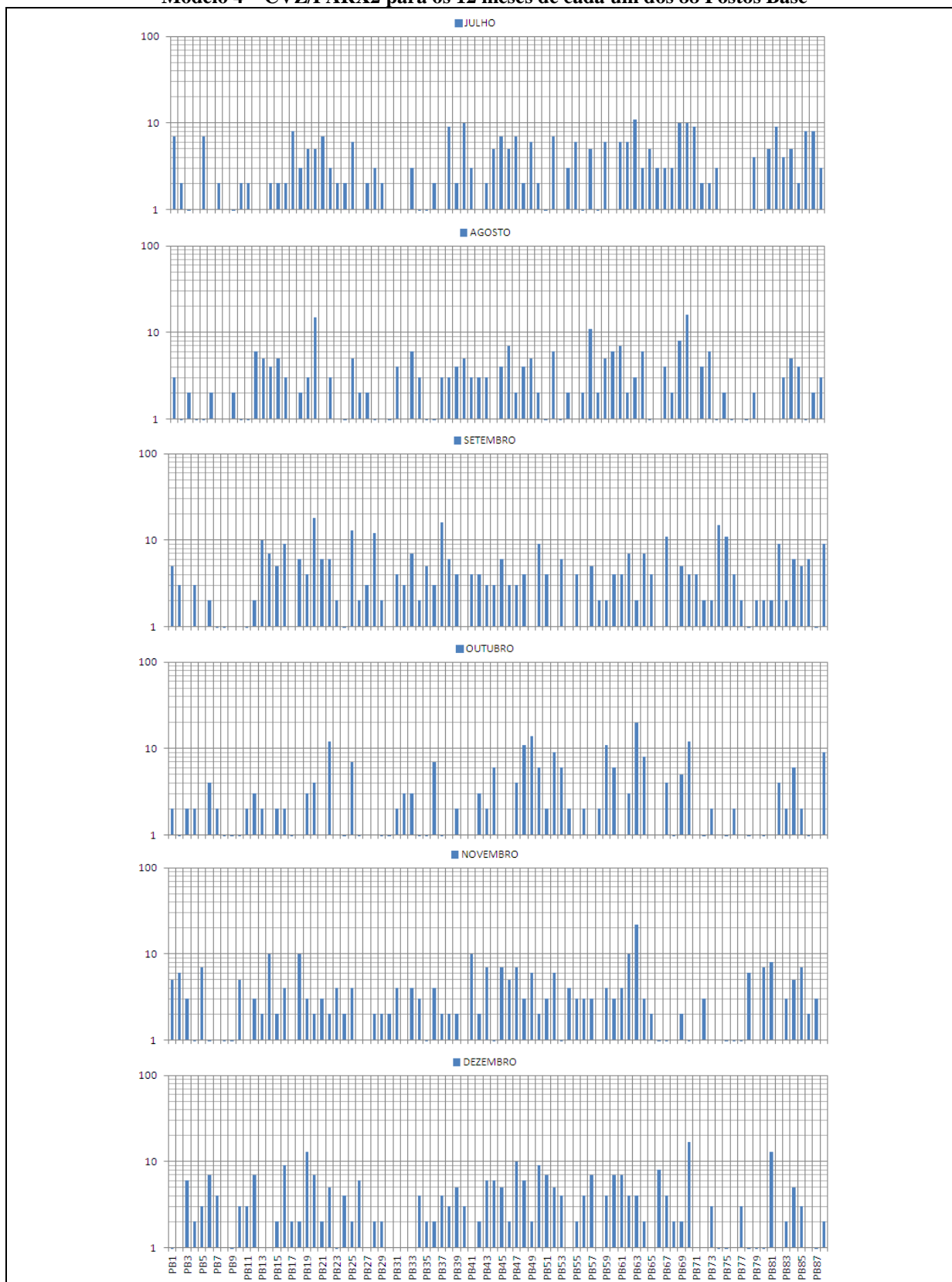
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura E.1(c) – Variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensais utilizando o Modelo 4 – CVZ/PARX2 para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base



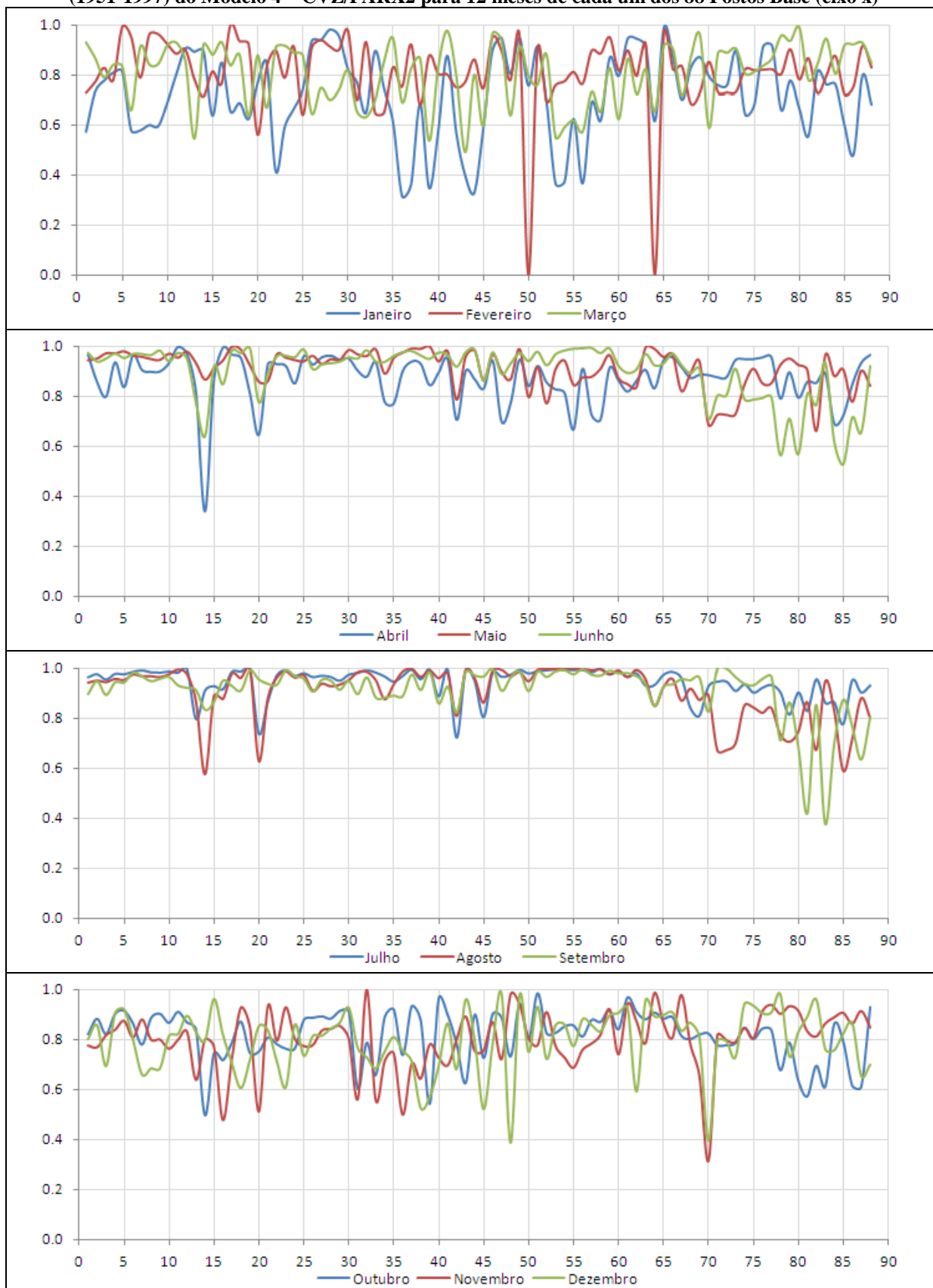
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura E.1(d) – Variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensais utilizando o Modelo 4 – CVZ/PARX2 para os 12 meses de cada um dos 88 Postos Base



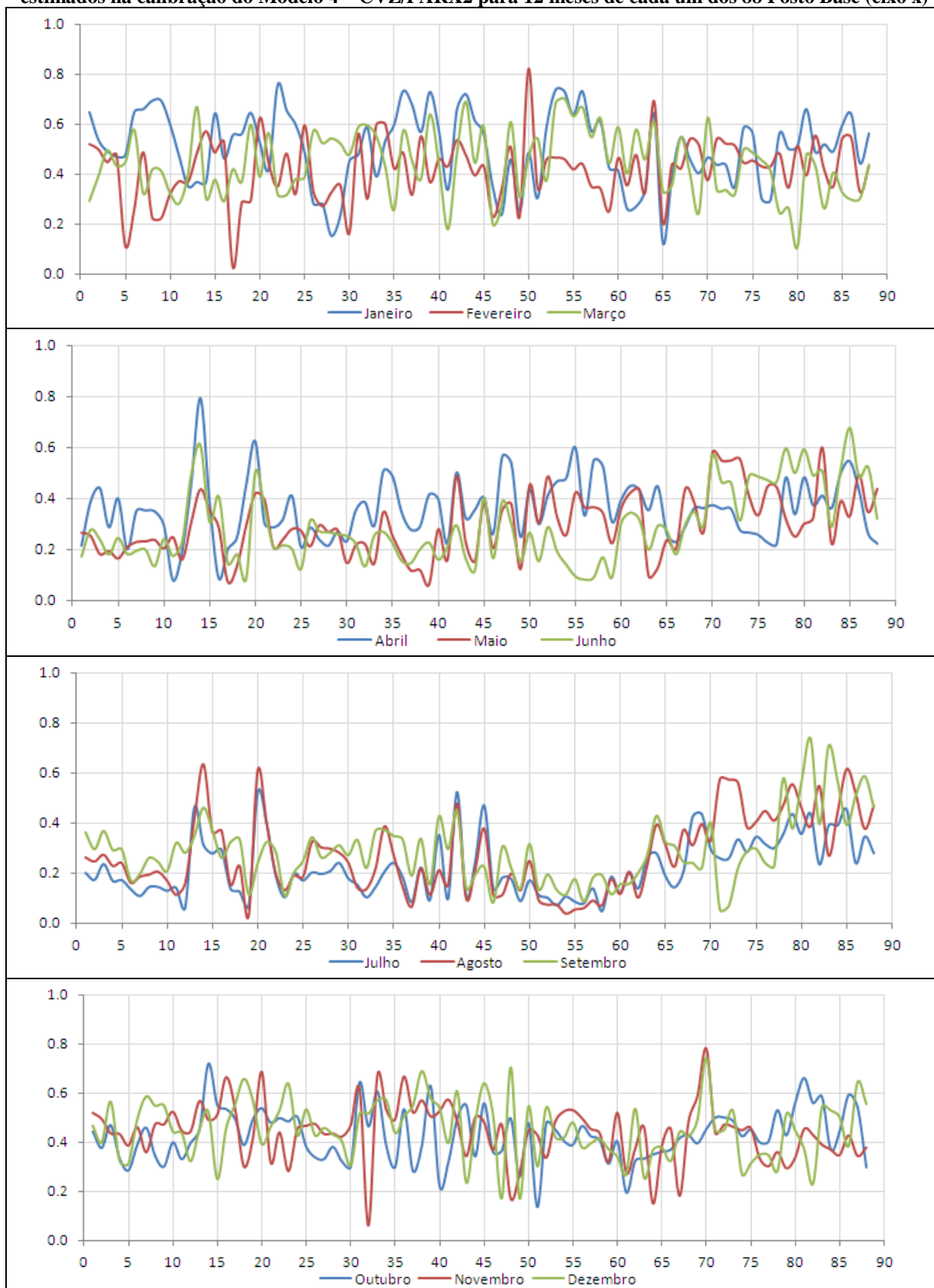
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura E.2 – Dados de correlações (eixo y) entre os valores de vazões observados e estimados na calibração (1951-1997) do Modelo 4 – CVZ/PARX2 para 12 meses de cada um dos 88 Postos Base (eixo x)



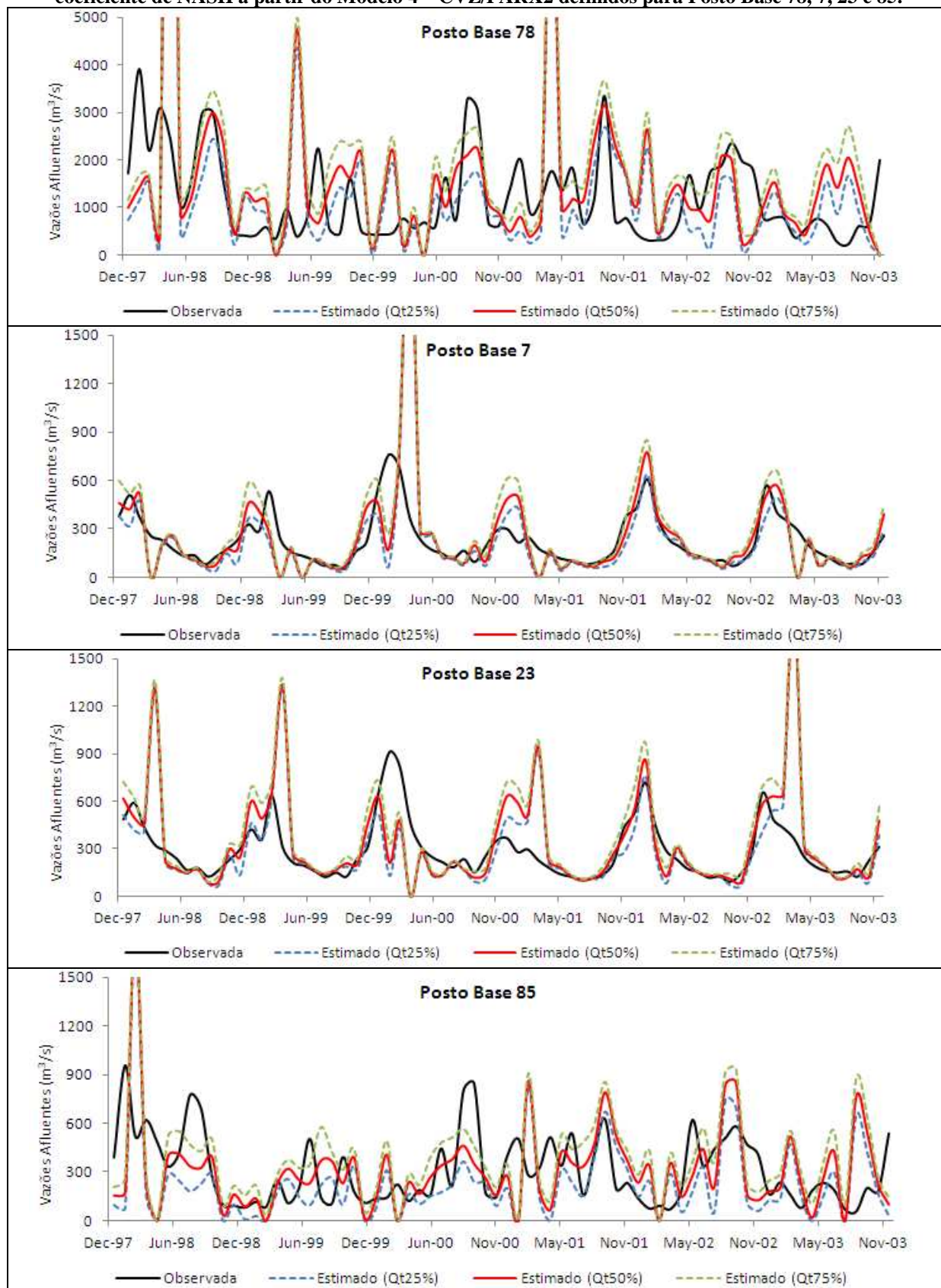
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura E.3 – Valores de Erro Médio Absoluto – EMA (eixo y) entre os valores de vazões observados e estimados na calibração do Modelo 4 – CVZ/PARX2 para 12 meses de cada um dos 88 Posto Base (eixo x)



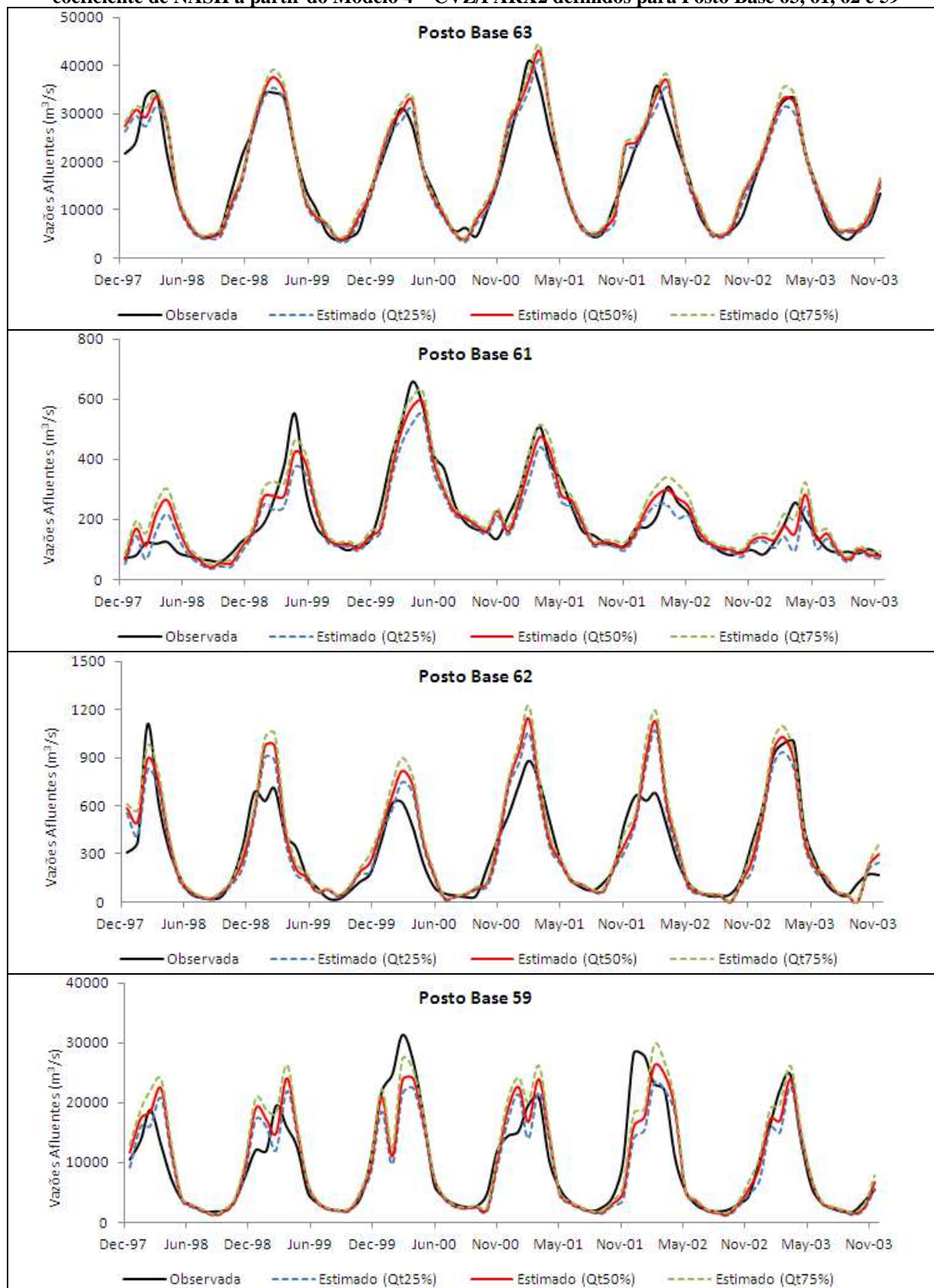
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura E.4 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados com maiores valores do coeficiente de NASH a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para Posto Base 78, 7, 23 e 85.



Fonte: Produção do próprio autor.

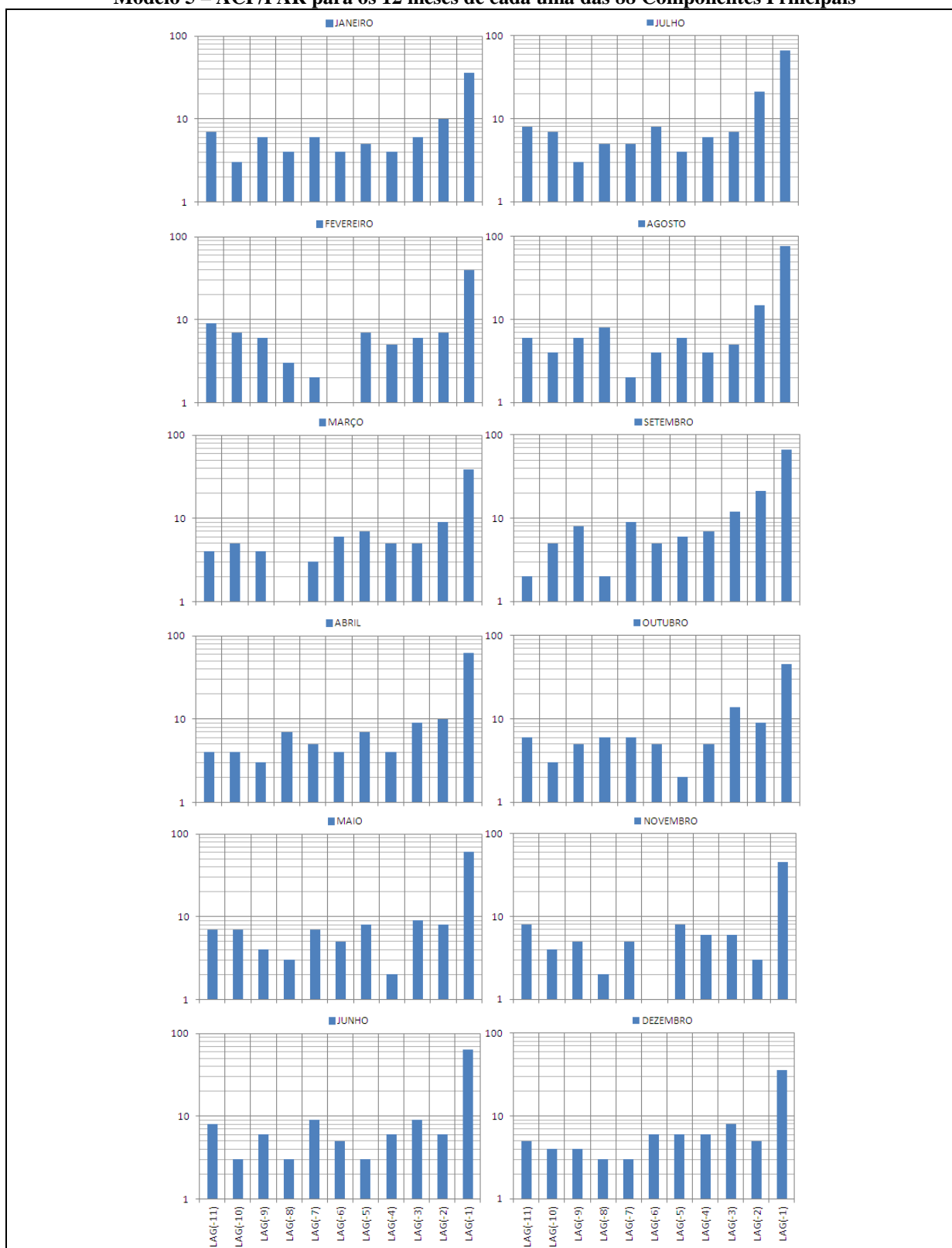
Figura E.5 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados com maiores valores do coeficiente de NASH a partir do Modelo 4 – CVZ/PARX2 definidos para Posto Base 63, 61, 62 e 59



Fonte: Produção do próprio autor.

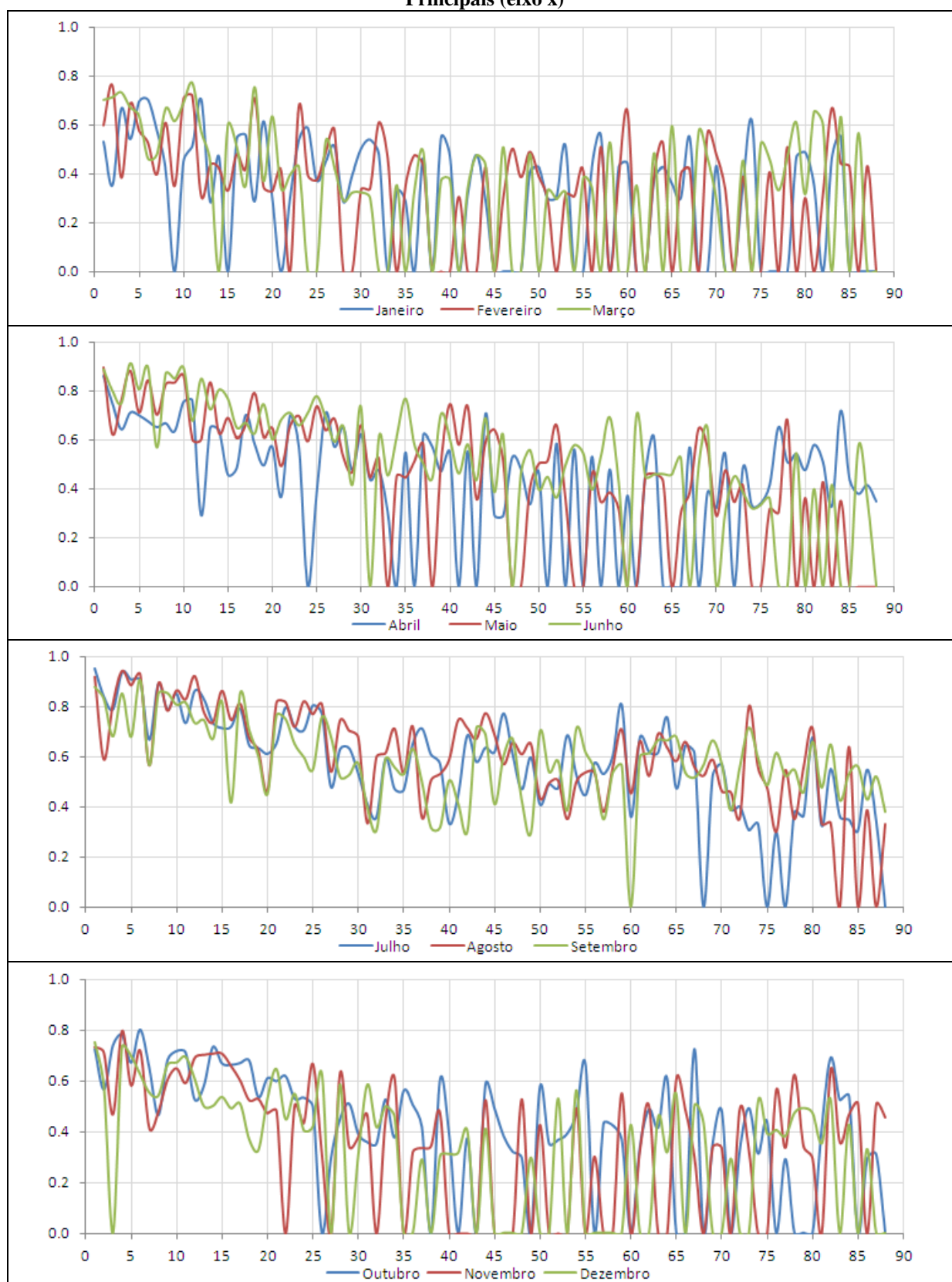
APÊNDICE F – Resultados Gráficos do Modelo 5 – ACP/PAR

Figura F.1 – Variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensais utilizando o Modelo 5 – ACP/PAR para os 12 meses de cada uma das 88 Componentes Principais



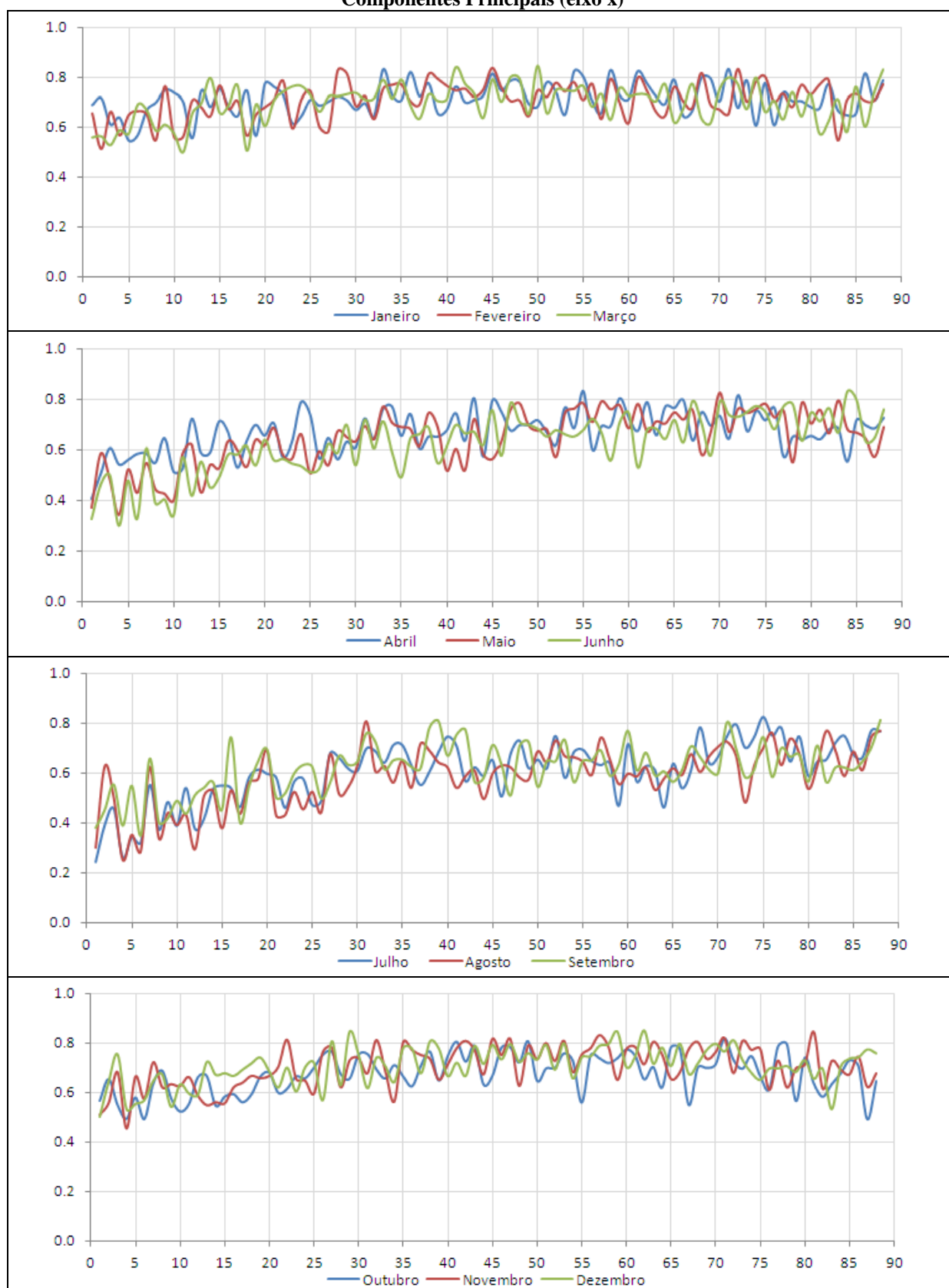
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura F.2 – Dados de correlações (eixo y) entre os valores dos escores observados e estimados na calibração (1951-1997) do Modelo 5 – ACP/PAR para os 12 meses de cada um dos 88 Componentes Principais (eixo x)



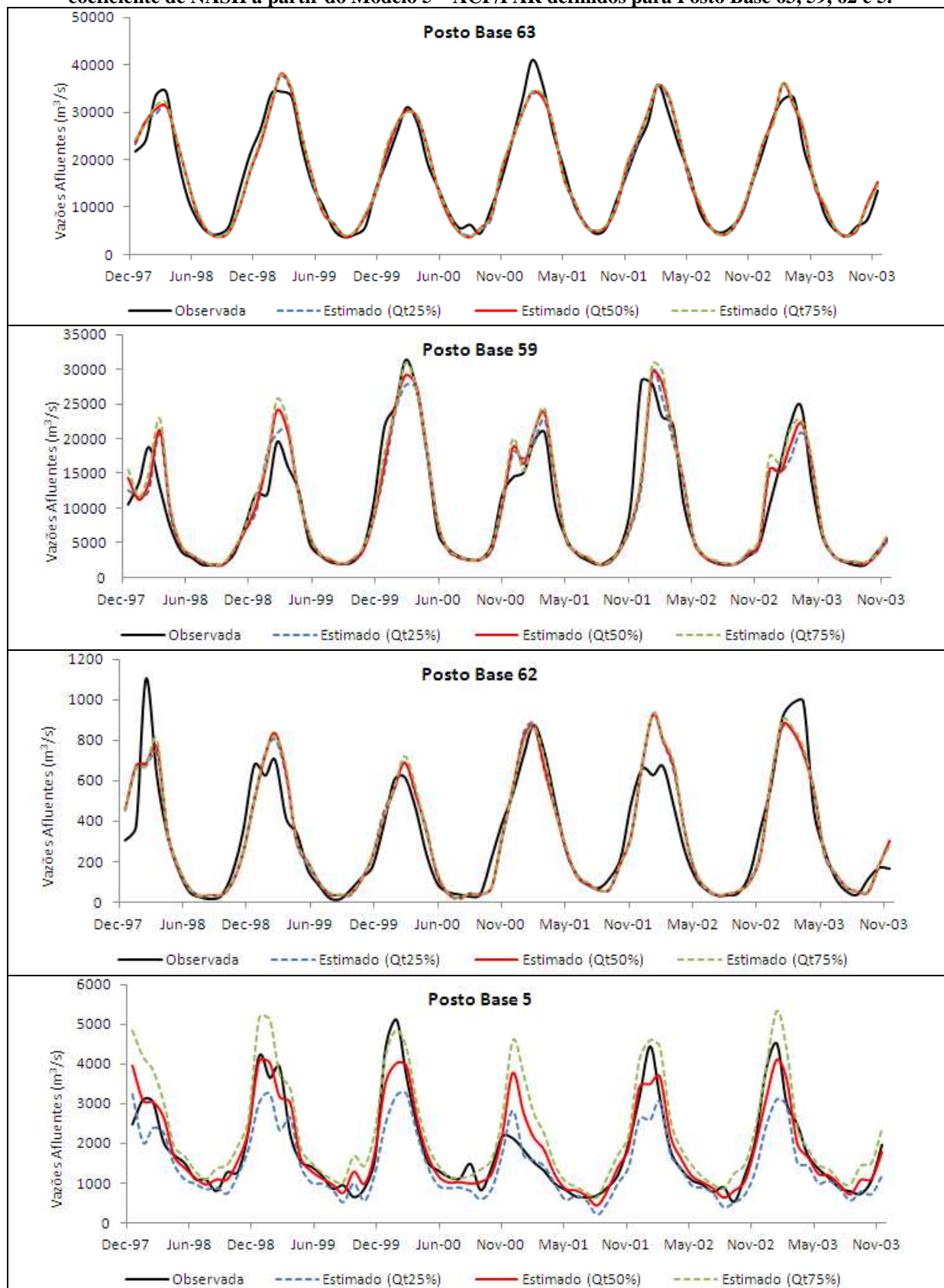
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura F.3 – Valores de Erro Médio Absoluto – EMA (eixo y) entre os valores dos escores observados e estimados na calibração (1951-1997) do Modelo 5 – ACP/PAR para os 12 meses de cada um dos 88 Componentes Principais (eixo x)



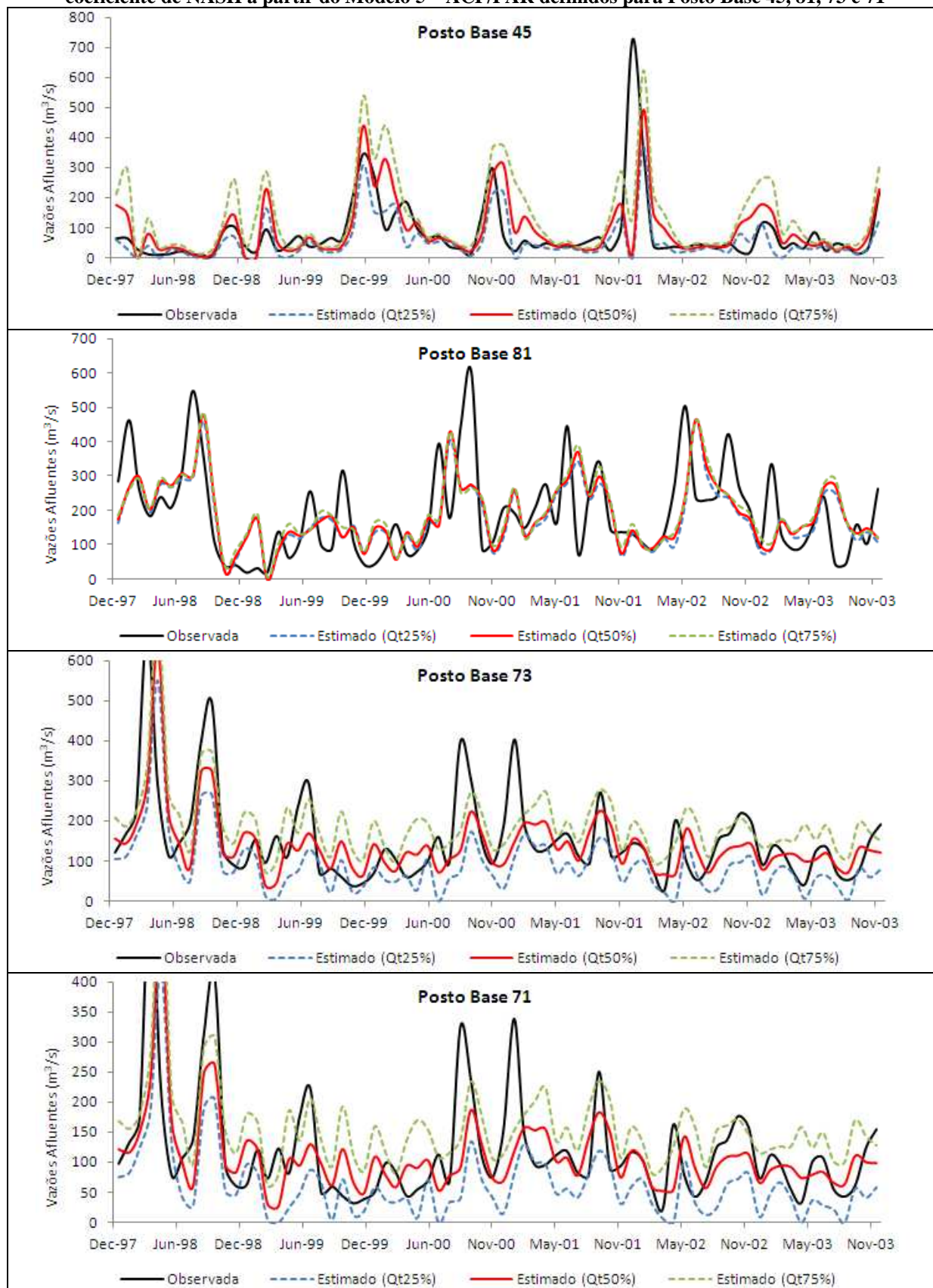
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura F.4 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados com maiores valores do coeficiente de NASH a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para Posto Base 63, 59, 62 e 5.



Fonte: Produção do próprio autor.

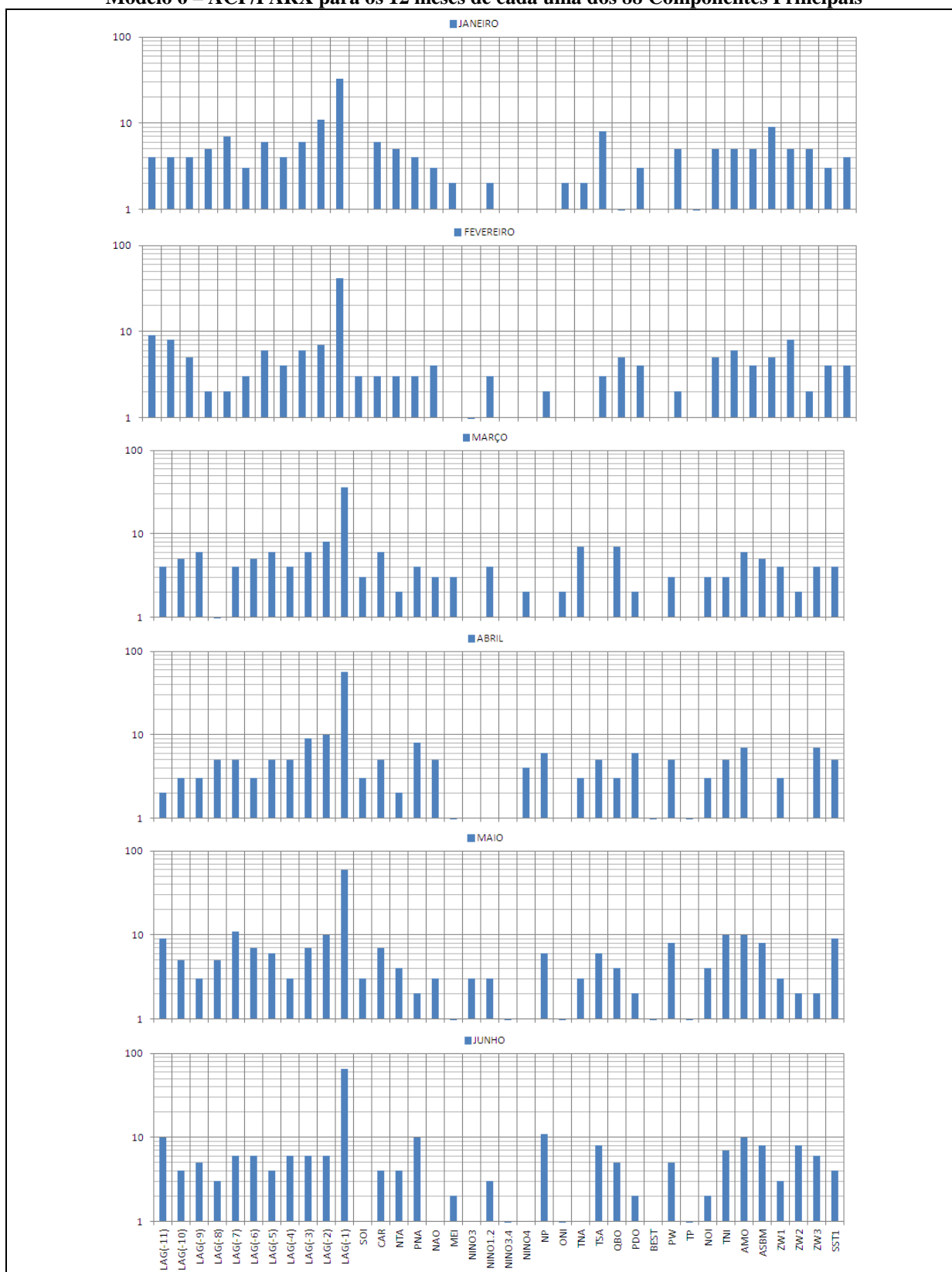
Figura F.5 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados com menores valores do coeficiente de NASH a partir do Modelo 5 – ACP/PAR definidos para Posto Base 45, 81, 73 e 71



Fonte: Produção do próprio autor.

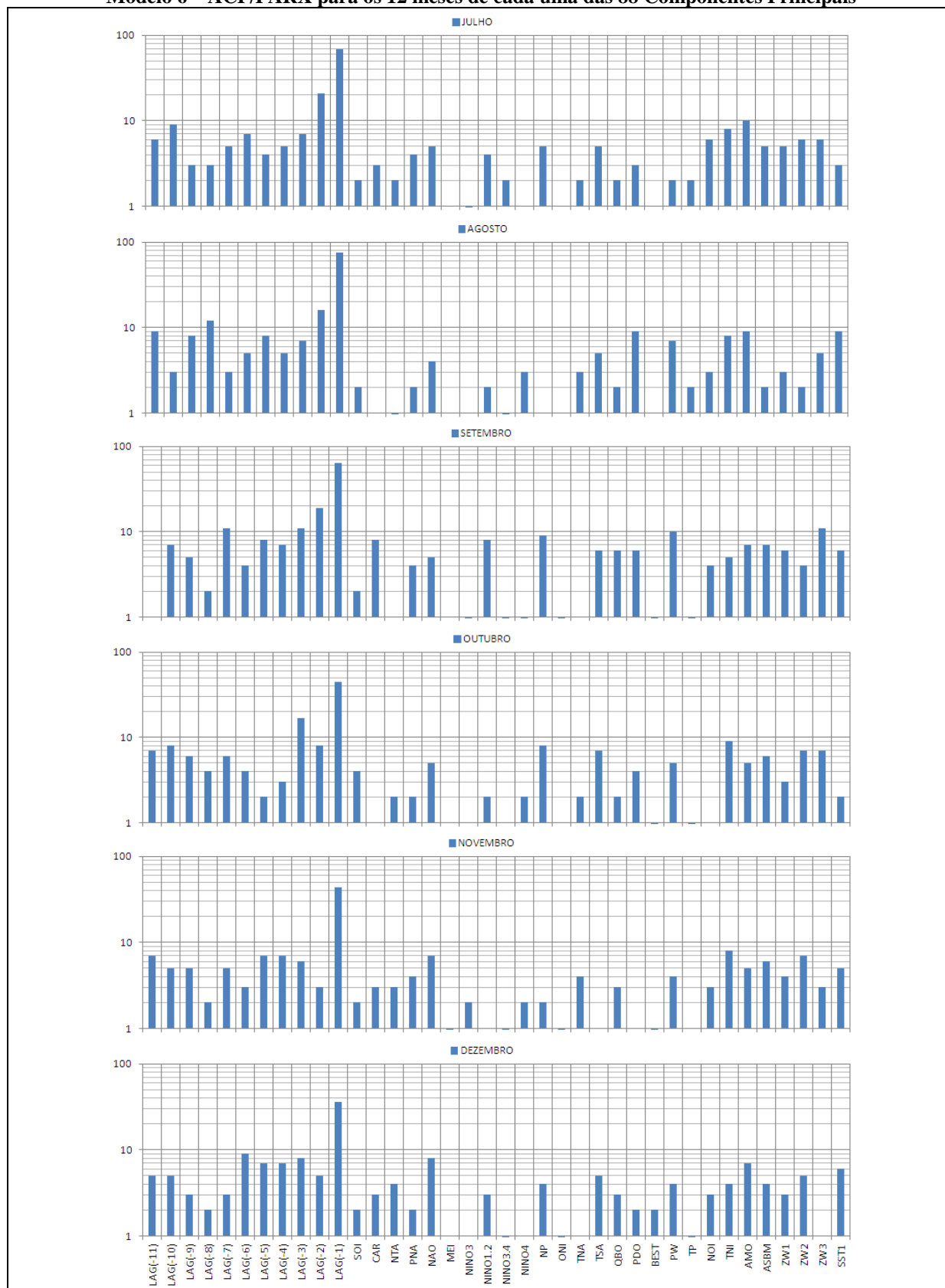
APÊNDICE G – Resultados Gráficos do Modelo 6 – ACP/PARX

Figura G.1(a) – Variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensais utilizando o Modelo 6 – ACP/PARX para os 12 meses de cada uma dos 88 Componentes Principais



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura G.1(b) – Variáveis explanatórias mais utilizadas nas equações de regressão mensais utilizando o Modelo 6 – ACP/PARX para os 12 meses de cada uma das 88 Componentes Principais



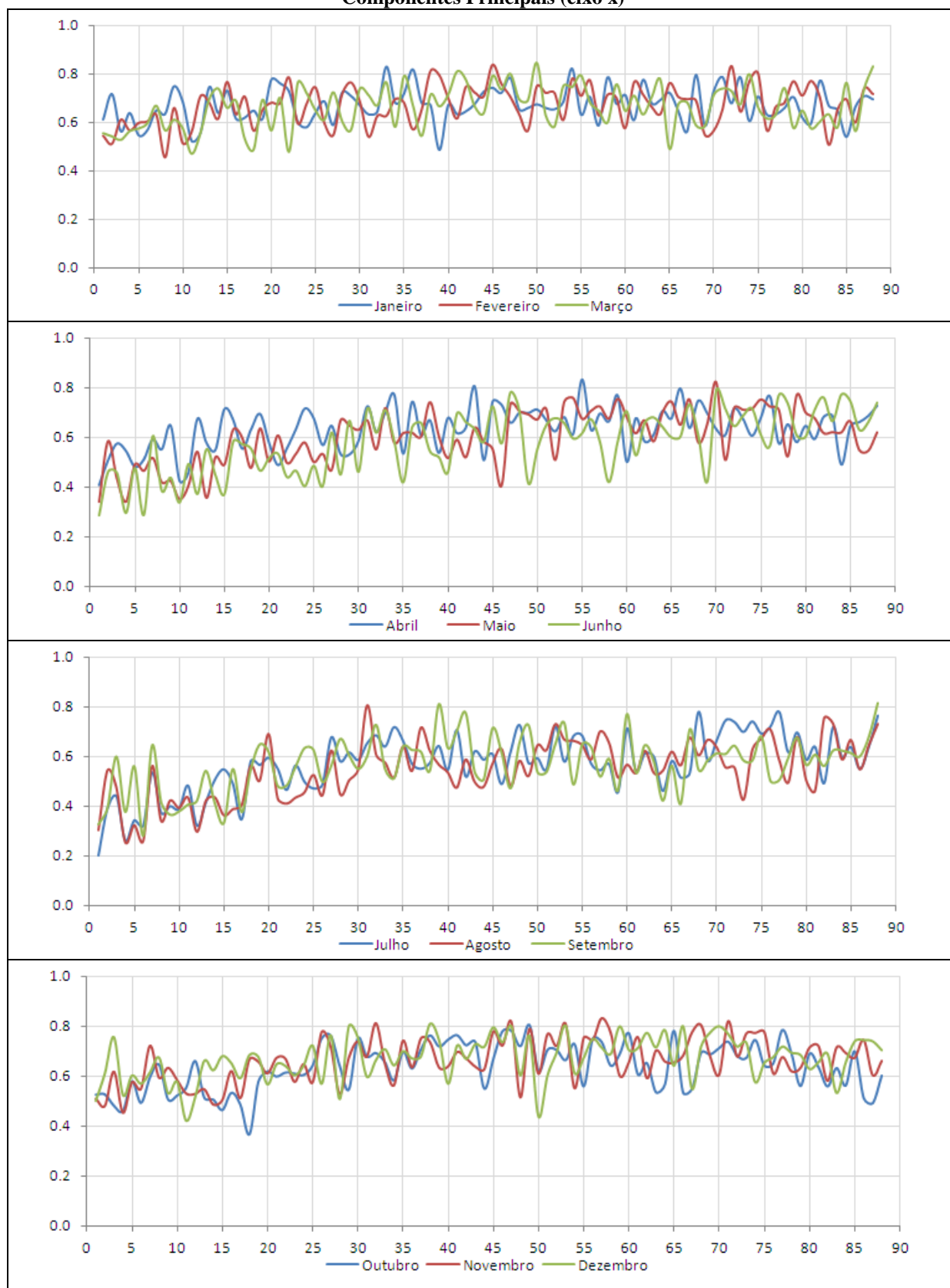
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura G.2 – Dados de correlações (eixo y) entre os valores dos escores observados e estimados na calibração (1951-1997) do Modelo 6 – ACP/PARX para os 12 meses de cada um das 88 Componentes Principais (eixo x)



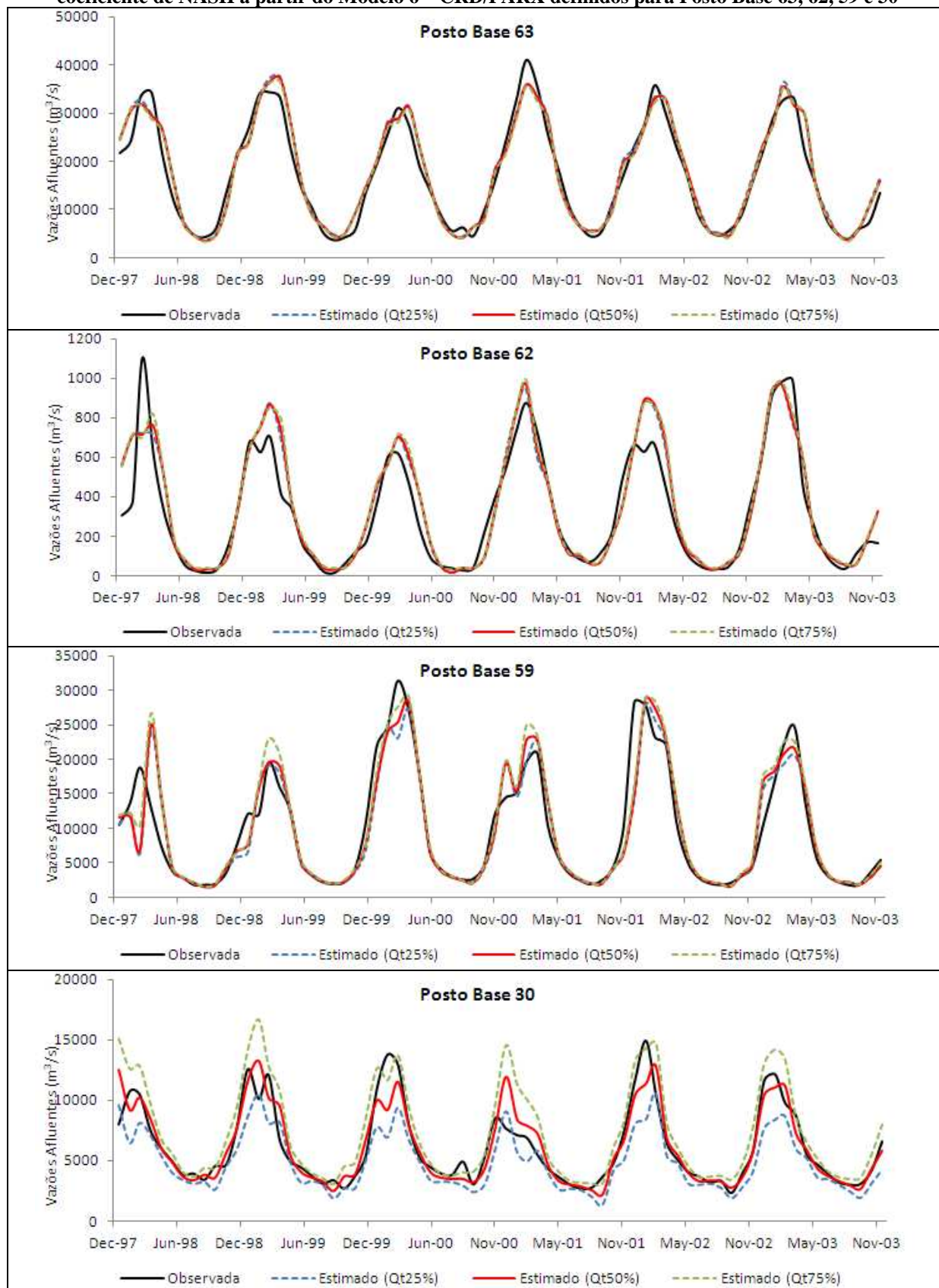
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura G.3 – Valores de Erro Médio Absoluto – EMA (eixo y) entre os valores dos escores observados e estimados na calibração (1951-1997) do Modelo 6 – ACP/PARX para os 12 meses de cada um das 88 Componentes Principais (eixo x)



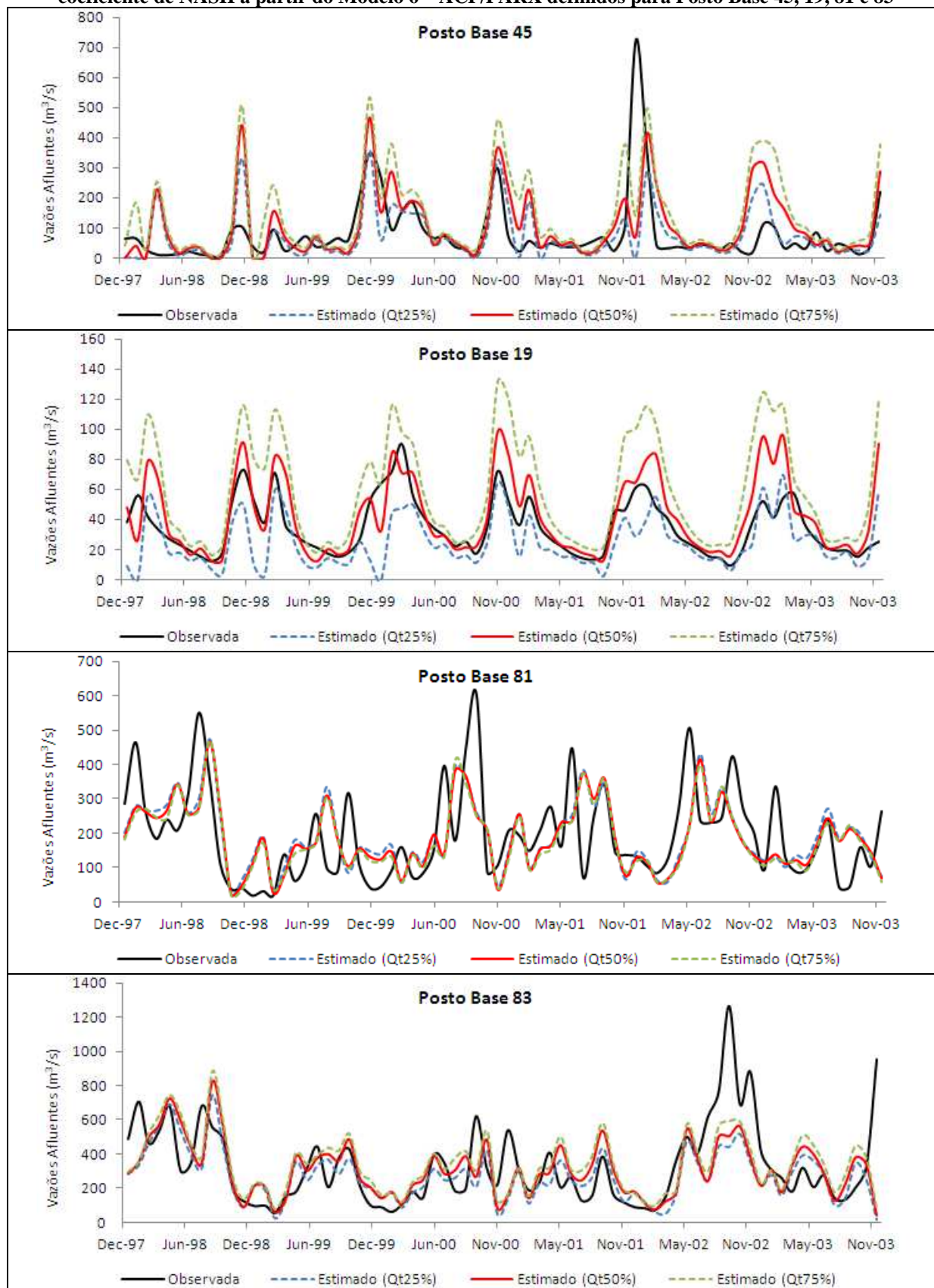
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura G.4 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados com maiores valores do coeficiente de NASH a partir do Modelo 6 – CRD/PARX definidos para Posto Base 63, 62, 59 e 30



Fonte: Produção do próprio autor.

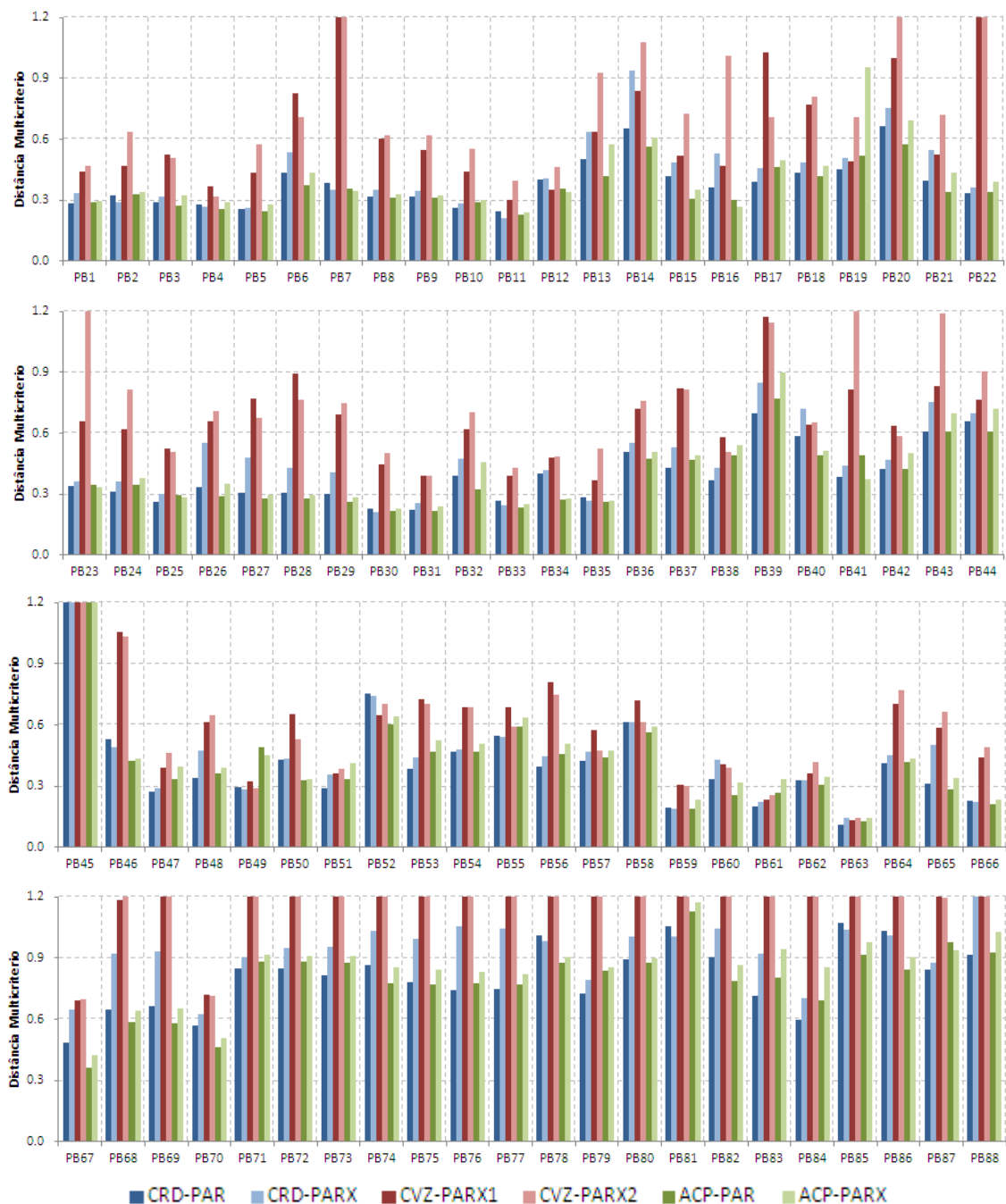
Figura G.5 – Ajustes das séries de valores de vazões observados e estimados com menores valores do coeficiente de NASH a partir do Modelo 6 – ACP/PARX definidos para Posto Base 45, 19, 81 e 83



Fonte: Produção do próprio autor.

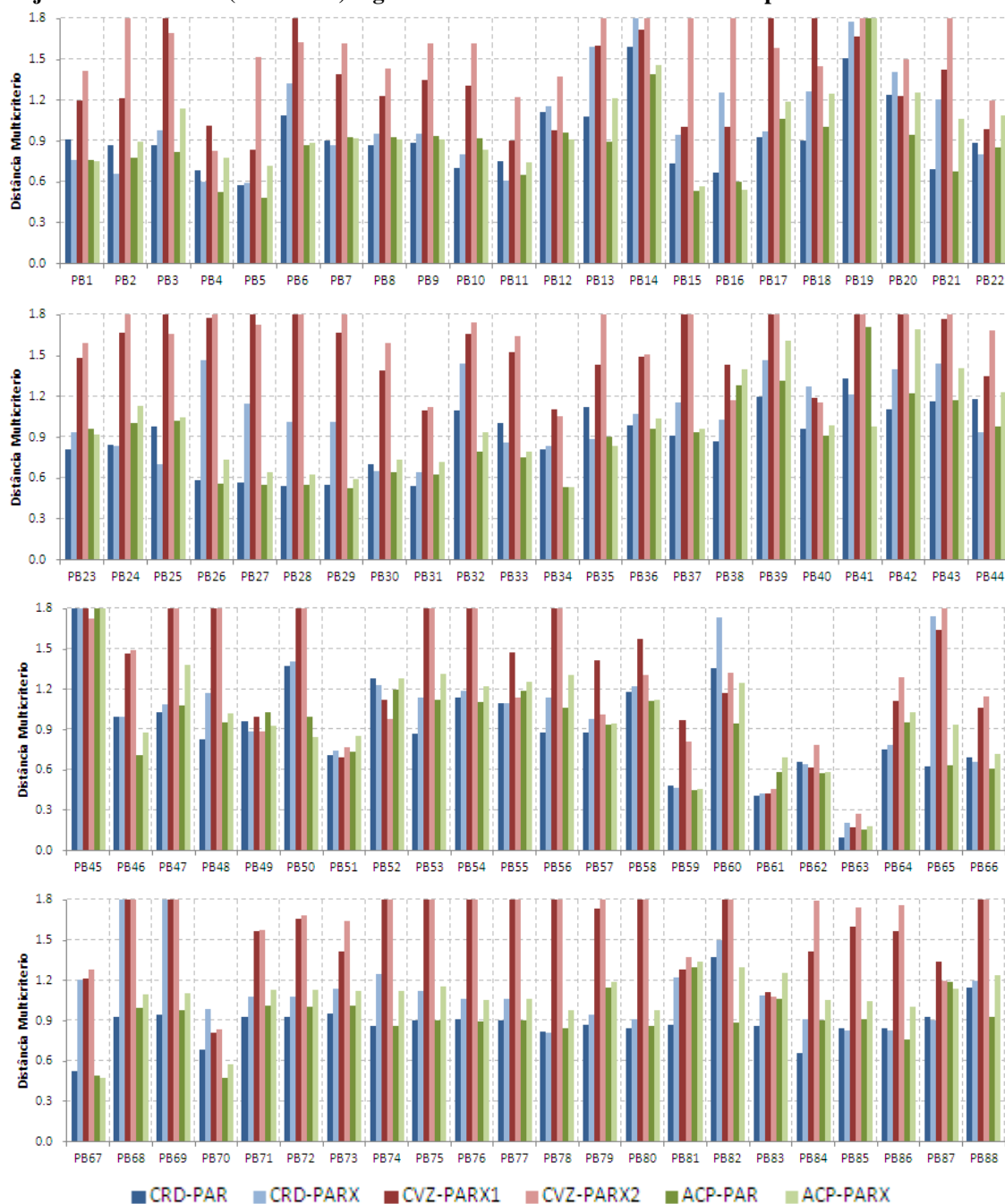
APÊNDICE H – Resultados Gráficos da Análise Comparativa entre os Modelos

Figura H.1 – Valores do coeficiente Distância Multicritério da série de previsão de vazão mensal (1998-2003) segundo os diferentes modelos definidos para cada Posto Base



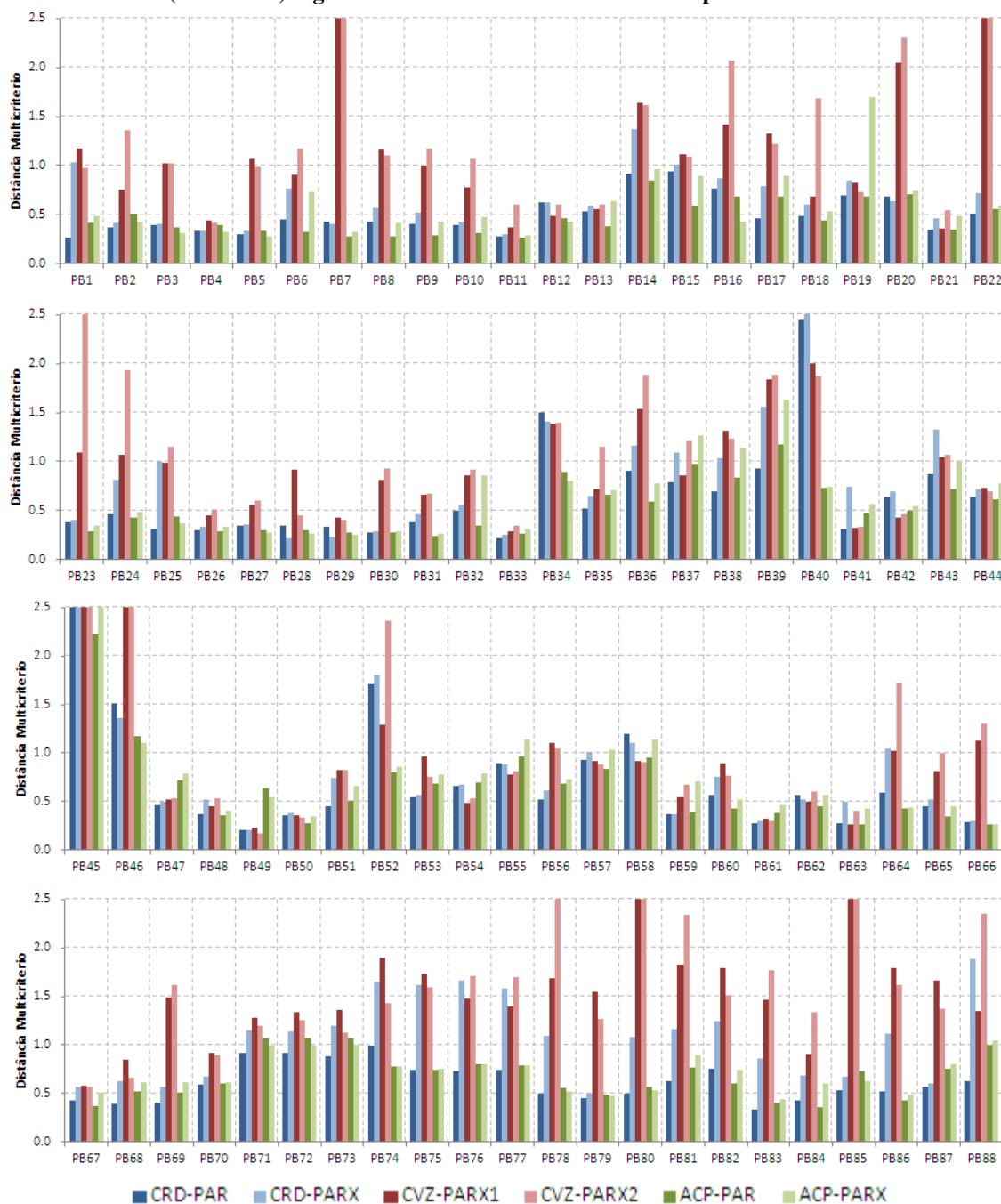
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura H.2 – Valores do coeficiente Distância Multicritério de previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) segundo os diferentes modelos definidos para cada Posto Base



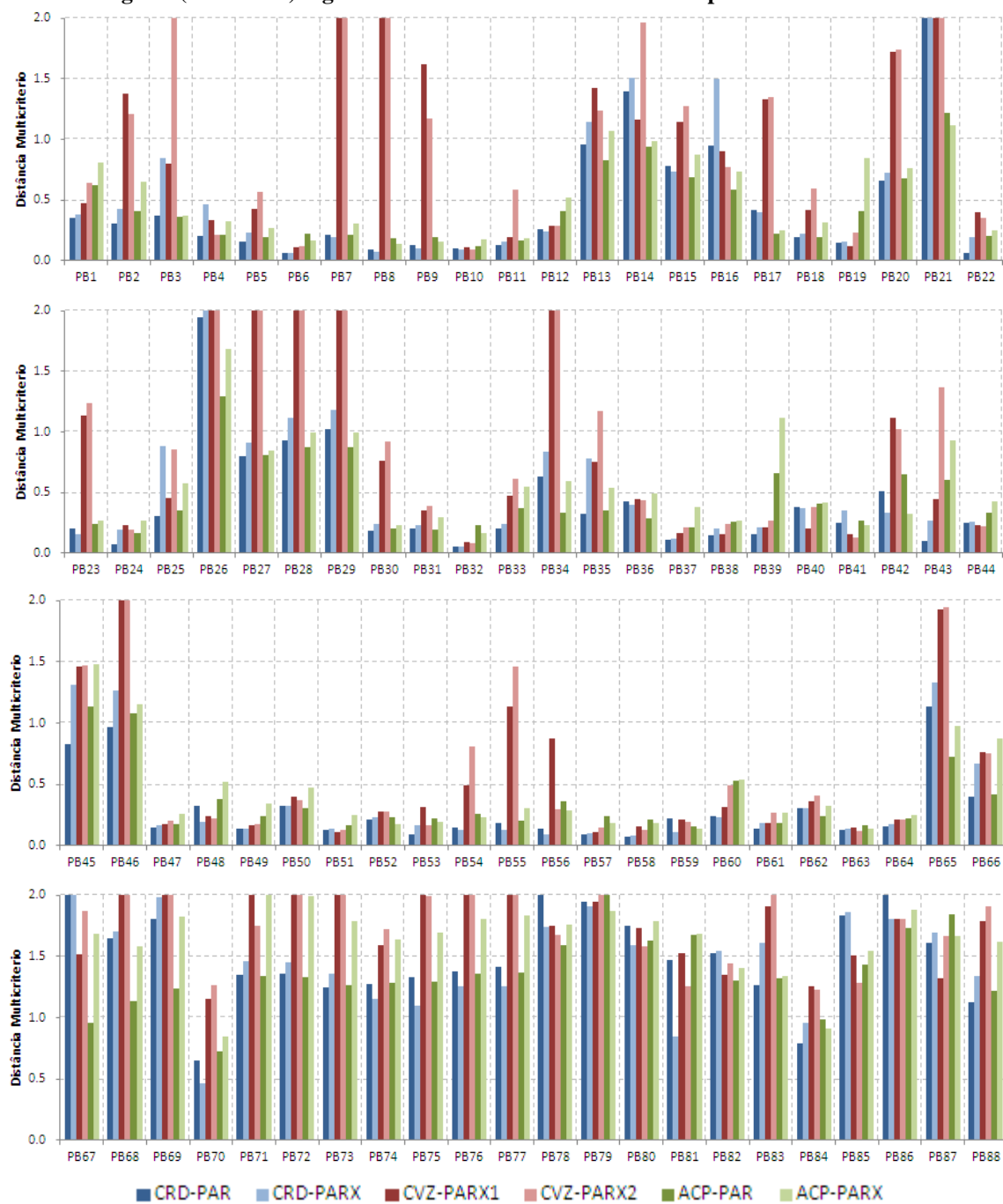
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura H.3 – Valores do coeficiente Distância Multicritério de previsão de vazão dos meses de março, abril e maio (1998-2003) segundo os diferentes modelos definidos para cada Posto Base



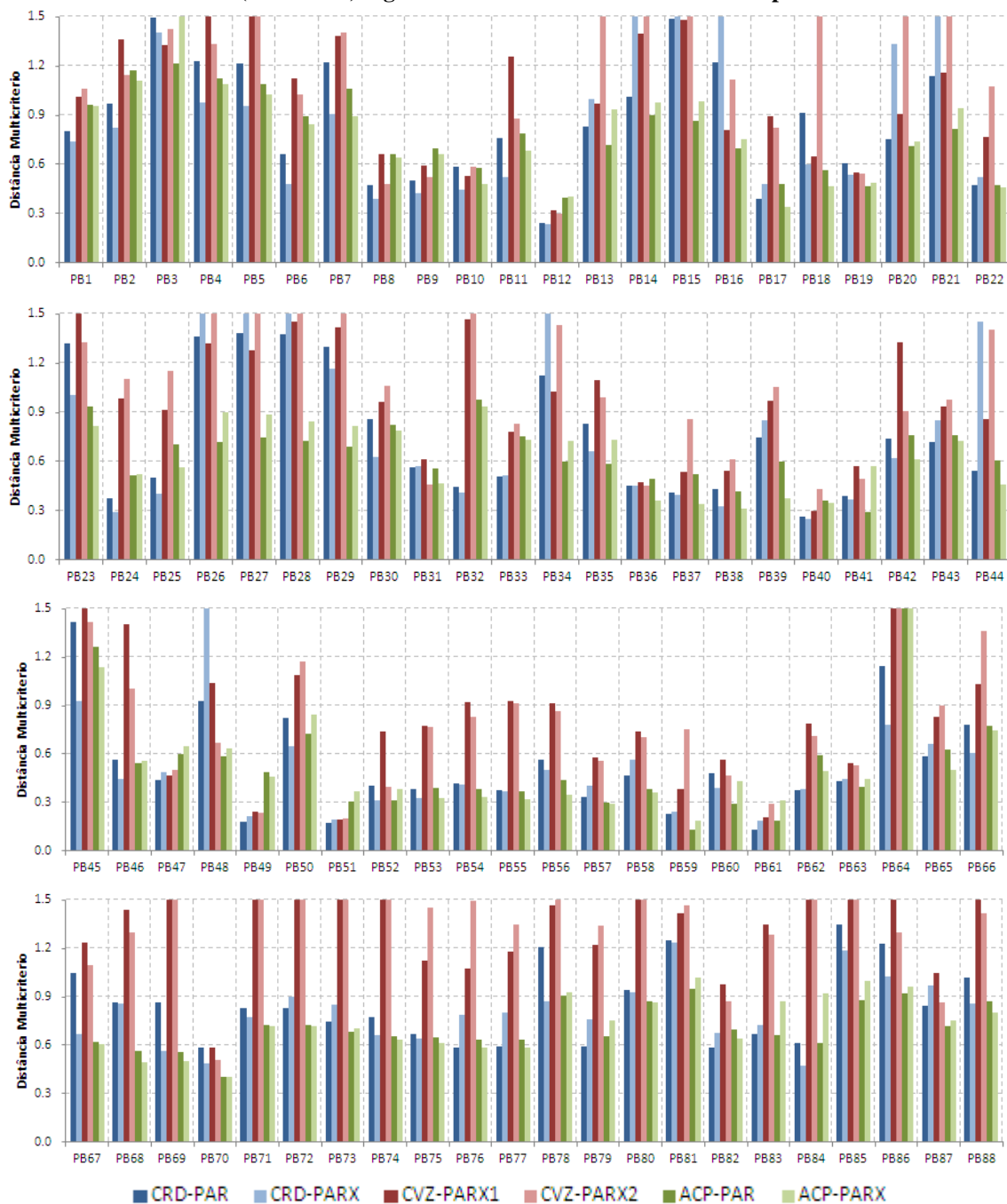
Fonte: Produção do próprio autor.

Figura H.4 – Valores do coeficiente Distância Multicritério de previsão de vazão dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003) segundo os diferentes modelos definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura H.5 – Valores do coeficiente Distância Multicritério de previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) segundo os diferentes modelos definidos para cada Posto Base



Fonte: Produção do próprio autor.

Quadro H.1 – Valores do coeficiente Distância Multicritério da série de previsão de vazão mensal (1998-2003) segundo os diferentes modelos definidos para cada Posto Base.

Postos Base	CRD-PAR	CRD-PARX	CVZ-PARX1	CVZ-PARX2	ACP-PAR	ACP-PARX	Postos Base	CRD-PAR	CRD-PARX	CVZ-PARX1	CVZ-PARX2	ACP-PAR	ACP-PARX
PB1	0.285	0.334	0.442	0.470	0.289	0.297	PB45	1.589	1.555	1.746	1.573	1.443	2.034
PB2	0.320	0.289	0.468	0.639	0.330	0.342	PB46	0.529	0.489	1.058	1.034	0.424	0.433
PB3	0.290	0.315	0.525	0.510	0.271	0.323	PB47	0.270	0.287	0.391	0.462	0.336	0.396
PB4	0.280	0.269	0.368	0.318	0.254	0.291	PB48	0.341	0.474	0.614	0.647	0.361	0.389
PB5	0.258	0.263	0.434	0.574	0.244	0.280	PB49	0.294	0.285	0.323	0.287	0.488	0.452
PB6	0.432	0.533	0.828	0.708	0.372	0.435	PB50	0.430	0.434	0.651	0.529	0.327	0.332
PB7	0.382	0.351	4.430	3.052	0.356	0.345	PB51	0.288	0.358	0.364	0.383	0.334	0.413
PB8	0.318	0.352	0.603	0.621	0.312	0.326	PB52	0.755	0.740	0.645	0.703	0.605	0.644
PB9	0.314	0.343	0.549	0.620	0.311	0.324	PB53	0.384	0.442	0.728	0.701	0.468	0.522
PB10	0.263	0.281	0.440	0.554	0.291	0.302	PB54	0.469	0.477	0.685	0.685	0.469	0.509
PB11	0.244	0.213	0.303	0.396	0.229	0.241	PB55	0.548	0.540	0.689	0.589	0.589	0.637
PB12	0.399	0.409	0.352	0.464	0.354	0.341	PB56	0.395	0.448	0.808	0.750	0.459	0.507
PB13	0.503	0.638	0.636	0.930	0.418	0.575	PB57	0.426	0.469	0.576	0.473	0.441	0.473
PB14	0.651	0.940	0.838	1.078	0.562	0.609	PB58	0.615	0.612	0.719	0.616	0.563	0.589
PB15	0.419	0.483	0.517	0.726	0.304	0.353	PB59	0.197	0.189	0.304	0.301	0.186	0.235
PB16	0.362	0.532	0.469	1.014	0.300	0.266	PB60	0.337	0.428	0.405	0.388	0.253	0.316
PB17	0.391	0.455	1.026	0.707	0.461	0.498	PB61	0.198	0.221	0.231	0.254	0.266	0.335
PB18	0.437	0.486	0.770	0.812	0.418	0.466	PB62	0.328	0.327	0.364	0.417	0.306	0.344
PB19	0.452	0.506	0.489	0.712	0.517	0.957	PB63	0.110	0.144	0.135	0.144	0.124	0.142
PB20	0.665	0.756	1.000	1.210	0.572	0.690	PB64	0.413	0.451	0.701	0.773	0.417	0.433
PB21	0.394	0.548	0.525	0.720	0.338	0.434	PB65	0.311	0.500	0.584	0.664	0.284	0.341
PB22	0.331	0.364	1.949	1.828	0.338	0.390	PB66	0.230	0.224	0.441	0.493	0.212	0.234
PB23	0.341	0.360	0.658	2.770	0.346	0.336	PB67	0.484	0.647	0.692	0.700	0.363	0.423
PB24	0.309	0.361	0.618	0.817	0.344	0.380	PB68	0.648	0.923	1.185	1.273	0.584	0.640
PB25	0.262	0.299	0.522	0.510	0.295	0.283	PB69	0.666	0.932	1.894	1.875	0.579	0.654
PB26	0.333	0.554	0.659	0.711	0.291	0.353	PB70	0.571	0.623	0.722	0.715	0.464	0.509
PB27	0.308	0.480	0.769	0.676	0.275	0.297	PB71	0.849	0.907	1.433	1.424	0.884	0.914
PB28	0.304	0.429	0.893	0.767	0.275	0.294	PB72	0.851	0.948	1.491	1.491	0.881	0.912
PB29	0.300	0.407	0.693	0.746	0.259	0.281	PB73	0.813	0.954	1.473	1.489	0.877	0.911
PB30	0.225	0.211	0.448	0.504	0.216	0.230	PB74	0.868	1.031	1.892	2.051	0.778	0.852
PB31	0.224	0.258	0.389	0.389	0.214	0.239	PB75	0.779	0.995	1.483	1.601	0.770	0.843
PB32	0.388	0.472	0.617	0.703	0.325	0.455	PB76	0.744	1.055	1.414	1.884	0.773	0.831
PB33	0.265	0.245	0.390	0.430	0.233	0.252	PB77	0.749	1.046	1.399	1.789	0.770	0.823
PB34	0.399	0.416	0.480	0.485	0.274	0.277	PB78	1.013	0.982	1.585	6.906	0.877	0.908
PB35	0.282	0.267	0.367	0.524	0.263	0.269	PB79	0.724	0.792	1.424	1.420	0.837	0.855
PB36	0.507	0.554	0.723	0.759	0.471	0.507	PB80	0.895	1.006	1.889	1.945	0.879	0.898
PB37	0.431	0.527	0.820	0.813	0.469	0.493	PB81	1.058	1.007	1.348	1.341	1.131	1.172
PB38	0.366	0.427	0.582	0.507	0.490	0.538	PB82	0.906	1.047	1.340	1.479	0.785	0.865
PB39	0.697	0.850	1.171	1.145	0.772	0.898	PB83	0.717	0.923	1.259	1.405	0.802	0.942
PB40	0.587	0.718	0.641	0.651	0.488	0.513	PB84	0.594	0.706	1.407	1.451	0.695	0.853
PB41	0.385	0.440	0.816	1.207	0.491	0.374	PB85	1.075	1.040	1.970	2.312	0.918	0.978
PB42	0.425	0.469	0.636	0.585	0.422	0.504	PB86	1.034	1.011	1.512	1.386	0.843	0.908
PB43	0.611	0.755	0.831	1.190	0.611	0.698	PB87	0.844	0.875	1.328	1.197	0.980	0.937
PB44	0.658	0.695	0.763	0.905	0.610	0.719	PB88	0.917	1.239	1.794	1.943	0.926	1.030

Fonte: Produção do próprio autor.

Quadro H.2 – Valores do coeficiente Distância Multicritério de previsão de vazão dos meses de dezembro, janeiro e fevereiro (1998-2003) segundo os diferentes modelos definidos para cada Posto Base

Postos Base	CRD-PAR	CRD-PARX	CVZ-PARX1	CVZ-PARX2	ACP-PAR	ACP-PARX	Postos Base	CRD-PAR	CRD-PARX	CVZ-PARX1	CVZ-PARX2	ACP-PAR	ACP-PARX
PB1	0.916	0.758	1.197	1.419	0.764	0.751	PB45	2.083	2.082	2.010	1.726	1.885	2.492
PB2	0.874	0.660	1.212	1.801	0.780	0.894	PB46	0.998	0.999	1.465	1.490	0.707	0.877
PB3	0.870	0.979	2.011	1.697	0.824	1.138	PB47	1.031	1.087	1.839	2.325	1.084	1.383
PB4	0.689	0.599	1.013	0.827	0.525	0.774	PB48	0.828	1.171	1.810	1.893	0.957	1.019
PB5	0.574	0.590	0.837	1.519	0.481	0.716	PB49	0.965	0.887	0.995	0.887	1.033	0.928
PB6	1.085	1.321	2.243	1.629	0.871	0.891	PB50	1.373	1.412	2.447	1.824	0.998	0.843
PB7	0.900	0.871	1.387	1.615	0.932	0.920	PB51	0.713	0.741	0.695	0.770	0.732	0.855
PB8	0.872	0.952	1.228	1.437	0.927	0.912	PB52	1.284	1.230	1.123	0.976	1.198	1.284
PB9	0.887	0.955	1.351	1.619	0.934	0.911	PB53	0.874	1.138	1.847	1.915	1.118	1.315
PB10	0.703	0.806	1.304	1.615	0.919	0.837	PB54	1.135	1.190	1.949	1.909	1.109	1.223
PB11	0.753	0.613	0.902	1.225	0.648	0.747	PB55	1.101	1.097	1.473	1.139	1.186	1.254
PB12	1.113	1.153	0.976	1.373	0.964	0.909	PB56	0.881	1.142	2.129	1.986	1.066	1.306
PB13	1.081	1.592	1.601	2.489	0.891	1.212	PB57	0.878	0.978	1.416	1.014	0.938	0.943
PB14	1.590	2.695	1.721	3.167	1.389	1.459	PB58	1.180	1.224	1.578	1.306	1.116	1.122
PB15	0.734	0.948	1.007	1.832	0.533	0.571	PB59	0.483	0.463	0.975	0.816	0.447	0.459
PB16	0.671	1.256	1.005	3.212	0.602	0.543	PB60	1.355	1.732	1.170	1.322	0.947	1.244
PB17	0.929	0.969	2.726	1.581	1.067	1.192	PB61	0.410	0.426	0.429	0.460	0.587	0.692
PB18	0.907	1.267	2.347	1.447	1.006	1.248	PB62	0.665	0.647	0.614	0.786	0.573	0.589
PB19	1.512	1.775	1.671	3.459	2.062	3.817	PB63	0.096	0.203	0.172	0.277	0.153	0.180
PB20	1.237	1.409	1.232	1.498	0.945	1.261	PB64	0.752	0.786	1.116	1.294	0.954	1.030
PB21	0.694	1.207	1.422	2.117	0.678	1.065	PB65	0.629	1.745	1.640	1.902	0.634	0.940
PB22	0.891	0.801	0.987	1.197	0.855	1.092	PB66	0.693	0.664	1.062	1.148	0.608	0.715
PB23	0.812	0.939	1.487	1.592	0.961	0.919	PB67	0.529	1.210	1.215	1.278	0.490	0.475
PB24	0.849	0.841	1.671	1.909	1.003	1.135	PB68	0.930	2.036	1.902	2.939	0.993	1.099
PB25	0.978	0.705	2.052	1.664	1.025	1.047	PB69	0.943	2.559	4.641	4.189	0.981	1.102
PB26	0.586	1.466	1.779	1.885	0.562	0.740	PB70	0.682	0.986	0.808	0.838	0.476	0.579
PB27	0.564	1.151	2.052	1.728	0.551	0.642	PB71	0.931	1.084	1.566	1.577	1.011	1.131
PB28	0.545	1.017	1.990	1.932	0.554	0.624	PB72	0.925	1.083	1.661	1.688	1.006	1.130
PB29	0.554	1.014	1.671	1.827	0.525	0.597	PB73	0.953	1.143	1.417	1.647	1.017	1.119
PB30	0.701	0.649	1.395	1.590	0.640	0.735	PB74	0.861	1.248	2.282	2.797	0.861	1.123
PB31	0.543	0.645	1.098	1.122	0.629	0.717	PB75	0.905	1.120	2.177	2.706	0.908	1.157
PB32	1.098	1.442	1.657	1.740	0.794	0.939	PB76	0.908	1.066	2.235	4.341	0.893	1.059
PB33	1.008	0.861	1.525	1.644	0.754	0.793	PB77	0.901	1.066	2.030	4.259	0.903	1.060
PB34	0.812	0.834	1.107	1.058	0.536	0.538	PB78	0.821	0.808	1.907	2.405	0.848	0.982
PB35	1.122	0.888	1.431	2.294	0.900	0.840	PB79	0.874	0.943	1.732	1.852	1.149	1.192
PB36	0.989	1.072	1.492	1.512	0.967	1.038	PB80	0.841	0.916	1.825	2.089	0.863	0.981
PB37	0.915	1.152	2.027	1.847	0.935	0.966	PB81	0.871	1.223	1.278	1.377	1.303	1.342
PB38	0.874	1.028	1.436	1.174	1.278	1.397	PB82	1.378	1.499	2.541	3.916	0.887	1.298
PB39	1.195	1.470	2.116	2.016	1.315	1.610	PB83	0.858	1.089	1.113	1.083	1.061	1.254
PB40	0.962	1.273	1.188	1.158	0.909	0.985	PB84	0.657	0.910	1.415	1.790	0.907	1.052
PB41	1.332	1.211	3.371	5.236	1.714	0.983	PB85	0.842	0.825	1.605	1.740	0.910	1.044
PB42	1.106	1.396	2.069	1.925	1.219	1.694	PB86	0.849	0.830	1.571	1.760	0.764	1.003
PB43	1.163	1.440	1.767	3.077	1.172	1.411	PB87	0.931	0.903	1.337	1.194	1.192	1.135
PB44	1.183	0.935	1.351	1.685	0.977	1.235	PB88	1.152	1.200	2.459	3.046	0.931	1.241

Fonte: Produção do próprio autor.

Quadro H.3 – Valores do coeficiente Distância Multicritério de previsão de vazão dos meses de março, abril e maio (1998-2003) segundo os diferentes modelos definidos para cada Posto Base

Postos Base	CRD-PAR	CRD-PARX	CVZ-PARX1	CVZ-PARX2	ACP-PAR	ACP-PARX	Postos Base	CRD-PAR	CRD-PARX	CVZ-PARX1	CVZ-PARX2	ACP-PAR	ACP-PARX
PB1	0.261	1.031	1.169	0.977	0.421	0.486	PB45	3.394	4.079	5.893	6.416	2.229	5.266
PB2	0.368	0.419	0.753	1.366	0.504	0.432	PB46	1.517	1.363	3.989	3.907	1.177	1.105
PB3	0.391	0.400	1.019	1.019	0.367	0.315	PB47	0.466	0.498	0.523	0.532	0.724	0.792
PB4	0.336	0.340	0.433	0.411	0.394	0.319	PB48	0.370	0.526	0.451	0.528	0.354	0.402
PB5	0.302	0.337	1.070	0.985	0.335	0.278	PB49	0.204	0.201	0.229	0.167	0.631	0.547
PB6	0.455	0.767	0.907	1.169	0.318	0.732	PB50	0.362	0.386	0.360	0.336	0.279	0.349
PB7	0.429	0.402	21.403	13.767	0.276	0.318	PB51	0.454	0.737	0.825	0.823	0.504	0.657
PB8	0.423	0.567	1.157	1.107	0.281	0.421	PB52	1.709	1.803	1.290	2.366	0.798	0.853
PB9	0.400	0.520	1.004	1.173	0.288	0.422	PB53	0.539	0.562	0.965	0.755	0.687	0.772
PB10	0.390	0.431	0.776	1.071	0.316	0.476	PB54	0.656	0.670	0.480	0.531	0.692	0.787
PB11	0.270	0.297	0.367	0.604	0.267	0.287	PB55	0.899	0.884	0.776	0.812	0.961	1.144
PB12	0.630	0.631	0.490	0.605	0.463	0.430	PB56	0.524	0.610	1.102	1.045	0.680	0.732
PB13	0.530	0.587	0.556	0.606	0.378	0.635	PB57	0.923	1.013	0.912	0.888	0.834	1.032
PB14	0.921	1.370	1.641	1.617	0.846	0.967	PB58	1.196	1.102	0.917	0.904	0.957	1.138
PB15	0.938	1.008	1.110	1.087	0.593	0.891	PB59	0.373	0.368	0.539	0.676	0.393	0.710
PB16	0.762	0.866	1.424	2.069	0.687	0.422	PB60	0.570	0.759	0.899	0.765	0.430	0.522
PB17	0.465	0.793	1.324	1.220	0.687	0.896	PB61	0.277	0.302	0.324	0.302	0.378	0.461
PB18	0.481	0.607	0.685	1.688	0.444	0.529	PB62	0.562	0.525	0.494	0.601	0.445	0.562
PB19	0.695	0.852	0.827	0.734	0.686	1.698	PB63	0.271	0.496	0.260	0.400	0.263	0.433
PB20	0.686	0.633	2.043	2.300	0.710	0.748	PB64	0.593	1.040	1.028	1.728	0.425	0.444
PB21	0.347	0.458	0.355	0.546	0.348	0.490	PB65	0.455	0.519	0.807	0.994	0.340	0.451
PB22	0.506	0.713	9.906	8.825	0.559	0.588	PB66	0.282	0.296	1.123	1.300	0.258	0.266
PB23	0.376	0.399	1.087	12.002	0.287	0.350	PB67	0.422	0.571	0.583	0.573	0.370	0.512
PB24	0.463	0.807	1.067	1.928	0.424	0.489	PB68	0.388	0.621	0.853	0.665	0.524	0.613
PB25	0.311	1.003	0.988	1.151	0.437	0.374	PB69	0.409	0.567	1.493	1.617	0.509	0.611
PB26	0.296	0.333	0.445	0.509	0.291	0.338	PB70	0.593	0.668	0.912	0.894	0.605	0.618
PB27	0.341	0.353	0.552	0.603	0.302	0.281	PB71	0.915	1.148	1.276	1.193	1.069	0.993
PB28	0.348	0.219	0.917	0.455	0.300	0.263	PB72	0.918	1.141	1.336	1.260	1.063	0.985
PB29	0.333	0.223	0.431	0.406	0.270	0.248	PB73	0.880	1.199	1.361	1.125	1.069	0.995
PB30	0.270	0.288	0.816	0.934	0.272	0.283	PB74	0.985	1.653	1.901	1.426	0.781	0.781
PB31	0.381	0.468	0.664	0.671	0.235	0.269	PB75	0.747	1.620	1.729	1.589	0.747	0.751
PB32	0.494	0.560	0.853	0.913	0.351	0.860	PB76	0.732	1.661	1.473	1.705	0.801	0.806
PB33	0.215	0.254	0.286	0.348	0.260	0.305	PB77	0.740	1.581	1.397	1.701	0.791	0.794
PB34	1.496	1.408	1.381	1.397	0.895	0.798	PB78	0.499	1.095	1.683	28.948	0.554	0.517
PB35	0.518	0.651	0.717	1.153	0.659	0.703	PB79	0.452	0.501	1.548	1.267	0.484	0.476
PB36	0.902	1.166	1.531	1.883	0.592	0.779	PB80	0.503	1.077	2.793	3.128	0.563	0.527
PB37	0.784	1.089	0.853	1.203	0.975	1.266	PB81	0.627	1.162	1.830	2.340	0.762	0.894
PB38	0.694	1.039	1.313	1.230	0.839	1.134	PB82	0.753	1.248	1.794	1.515	0.597	0.742
PB39	0.934	1.564	1.833	1.882	1.177	1.630	PB83	0.332	0.853	1.470	1.773	0.399	0.440
PB40	2.440	2.564	1.998	1.871	0.736	0.747	PB84	0.423	0.686	0.908	1.340	0.362	0.606
PB41	0.314	0.738	0.317	0.328	0.476	0.568	PB85	0.536	0.672	3.381	6.005	0.730	0.622
PB42	0.636	0.694	0.422	0.461	0.492	0.541	PB86	0.516	1.116	1.789	1.616	0.424	0.491
PB43	0.873	1.330	1.042	1.072	0.714	1.006	PB87	0.572	0.600	1.667	1.375	0.756	0.800
PB44	0.639	0.723	0.736	0.695	0.609	0.773	PB88	0.627	1.888	1.345	2.356	0.994	1.050

Fonte: Produção do próprio autor.

Quadro H.4 – Valores do coeficiente Distância Multicritério de previsão de vazão dos meses de junho, julho e agosto (1998-2003) segundo os diferentes modelos definidos para cada Posto Base

Postos Base	CRD-PAR	CRD-PARX	CVZ-PARX1	CVZ-PARX2	ACP-PAR	ACP-PARX	Postos Base	CRD-PAR	CRD-PARX	CVZ-PARX1	CVZ-PARX2	ACP-PAR	ACP-PARX
PB1	0.349	0.382	0.472	0.636	0.622	0.809	PB45	0.823	1.316	1.459	1.470	1.133	1.479
PB2	0.306	0.421	1.376	1.206	0.412	0.650	PB46	0.965	1.268	2.368	3.942	1.078	1.153
PB3	0.371	0.846	0.798	2.782	0.363	0.366	PB47	0.145	0.163	0.178	0.200	0.176	0.253
PB4	0.198	0.464	0.336	0.211	0.210	0.325	PB48	0.318	0.190	0.238	0.222	0.383	0.522
PB5	0.157	0.229	0.427	0.567	0.194	0.265	PB49	0.137	0.135	0.167	0.176	0.239	0.345
PB6	0.064	0.066	0.110	0.120	0.220	0.168	PB50	0.320	0.321	0.401	0.368	0.306	0.471
PB7	0.209	0.189	3.070	3.051	0.215	0.303	PB51	0.127	0.132	0.108	0.128	0.164	0.250
PB8	0.086	0.073	5.280	5.425	0.186	0.132	PB52	0.212	0.230	0.275	0.281	0.232	0.174
PB9	0.124	0.103	1.620	1.170	0.188	0.159	PB53	0.094	0.161	0.317	0.167	0.218	0.189
PB10	0.095	0.088	0.108	0.091	0.122	0.176	PB54	0.149	0.127	0.495	0.804	0.262	0.233
PB11	0.127	0.155	0.190	0.589	0.166	0.182	PB55	0.178	0.123	1.134	1.459	0.204	0.305
PB12	0.257	0.243	0.289	0.283	0.406	0.522	PB56	0.140	0.089	0.876	0.291	0.364	0.282
PB13	0.955	1.148	1.422	1.234	0.831	1.073	PB57	0.092	0.102	0.111	0.143	0.238	0.186
PB14	1.399	1.505	1.158	1.968	0.943	0.981	PB58	0.072	0.084	0.153	0.128	0.208	0.183
PB15	0.780	0.731	1.146	1.272	0.685	0.874	PB59	0.224	0.107	0.212	0.193	0.154	0.138
PB16	0.949	1.495	0.904	0.775	0.584	0.732	PB60	0.241	0.232	0.317	0.495	0.527	0.541
PB17	0.414	0.397	1.333	1.345	0.218	0.249	PB61	0.141	0.180	0.182	0.266	0.183	0.270
PB18	0.188	0.223	0.412	0.594	0.191	0.311	PB62	0.302	0.301	0.359	0.411	0.244	0.326
PB19	0.142	0.159	0.121	0.231	0.407	0.849	PB63	0.123	0.137	0.150	0.119	0.160	0.138
PB20	0.664	0.729	1.726	1.737	0.678	0.765	PB64	0.156	0.174	0.208	0.207	0.224	0.247
PB21	2.179	2.294	2.683	2.199	1.215	1.121	PB65	1.136	1.334	1.931	1.951	0.728	0.973
PB22	0.061	0.191	0.395	0.350	0.202	0.244	PB66	0.394	0.673	0.759	0.753	0.419	0.869
PB23	0.201	0.151	1.130	1.234	0.235	0.266	PB67	2.652	2.326	1.518	1.869	0.958	1.685
PB24	0.070	0.191	0.225	0.196	0.164	0.265	PB68	1.645	1.700	2.480	2.473	1.135	1.583
PB25	0.307	0.879	0.450	0.859	0.349	0.571	PB69	1.809	1.985	2.151	2.478	1.242	1.822
PB26	1.947	2.078	3.093	3.148	1.294	1.682	PB70	0.650	0.461	1.152	1.266	0.722	0.845
PB27	0.796	0.914	4.475	3.449	0.810	0.848	PB71	1.351	1.460	2.357	1.749	1.337	2.000
PB28	0.925	1.117	9.122	4.987	0.871	0.994	PB72	1.357	1.454	2.805	2.373	1.336	1.990
PB29	1.025	1.180	5.580	5.593	0.878	0.993	PB73	1.244	1.362	2.359	3.274	1.267	1.787
PB30	0.181	0.242	0.759	0.916	0.201	0.232	PB74	1.273	1.153	1.595	1.720	1.289	1.642
PB31	0.205	0.234	0.350	0.384	0.190	0.291	PB75	1.330	1.097	2.023	1.992	1.298	1.691
PB32	0.048	0.050	0.086	0.081	0.227	0.165	PB76	1.381	1.254	2.260	2.289	1.355	1.811
PB33	0.202	0.235	0.472	0.609	0.370	0.548	PB77	1.415	1.259	2.170	2.159	1.371	1.838
PB34	0.635	0.837	2.702	2.437	0.333	0.597	PB78	2.055	1.746	1.752	1.680	1.596	1.764
PB35	0.324	0.781	0.757	1.172	0.351	0.536	PB79	1.946	1.908	1.945	2.201	2.019	1.873
PB36	0.426	0.396	0.448	0.437	0.286	0.492	PB80	1.755	1.591	1.729	1.587	1.629	1.793
PB37	0.110	0.121	0.162	0.213	0.208	0.378	PB81	1.476	0.849	1.525	1.252	1.674	1.684
PB38	0.144	0.200	0.157	0.240	0.257	0.266	PB82	1.524	1.545	1.354	1.441	1.307	1.406
PB39	0.152	0.210	0.215	0.266	0.660	1.118	PB83	1.268	1.611	1.911	3.005	1.320	1.340
PB40	0.378	0.370	0.201	0.378	0.409	0.418	PB84	0.792	0.956	1.253	1.231	0.984	0.914
PB41	0.245	0.356	0.156	0.129	0.267	0.227	PB85	1.837	1.864	1.506	1.280	1.432	1.546
PB42	0.513	0.332	1.117	1.024	0.649	0.322	PB86	2.043	1.803	1.811	1.803	1.733	1.881
PB43	0.101	0.270	0.440	1.370	0.608	0.929	PB87	1.608	1.693	1.324	1.671	1.849	1.667
PB44	0.245	0.257	0.227	0.223	0.332	0.427	PB88	1.126	1.337	1.784	1.906	1.220	1.621

Fonte: Produção do próprio autor.

Quadro H.5 – Valores do coeficiente Distância Multicritério de previsão de vazão dos meses de setembro, outubro e novembro (1998-2003) segundo os diferentes modelos definidos para cada Posto Base

Postos Base	CRD-PAR	CRD-PARX	CVZ-PARX1	CVZ-PARX2	ACP-PAR	ACP-PARX	Postos Base	CRD-PAR	CRD-PARX	CVZ-PARX1	CVZ-PARX2	ACP-PAR	ACP-PARX
PB1	0.802	0.739	1.014	1.060	0.962	0.957	PB45	1.420	0.931	1.955	1.421	1.263	1.137
PB2	0.967	0.826	1.360	1.142	1.176	1.109	PB46	0.567	0.449	1.403	1.006	0.545	0.557
PB3	1.497	1.404	1.325	1.428	1.218	1.680	PB47	0.439	0.485	0.468	0.504	0.600	0.648
PB4	1.226	0.979	1.505	1.333	1.125	1.091	PB48	0.926	1.585	1.039	0.668	0.585	0.635
PB5	1.212	0.956	1.499	1.577	1.091	1.030	PB49	0.176	0.212	0.242	0.239	0.490	0.457
PB6	0.660	0.478	1.124	1.030	0.895	0.843	PB50	0.825	0.650	1.092	1.176	0.726	0.843
PB7	1.221	0.911	1.382	1.403	1.059	0.890	PB51	0.176	0.196	0.196	0.204	0.306	0.372
PB8	0.477	0.389	0.665	0.477	0.659	0.643	PB52	0.406	0.315	0.739	0.393	0.311	0.382
PB9	0.500	0.426	0.593	0.522	0.696	0.666	PB53	0.380	0.329	0.773	0.764	0.386	0.326
PB10	0.582	0.446	0.530	0.587	0.576	0.481	PB54	0.419	0.409	0.922	0.828	0.383	0.336
PB11	0.758	0.522	1.254	0.881	0.787	0.684	PB55	0.373	0.372	0.932	0.913	0.368	0.322
PB12	0.240	0.238	0.322	0.296	0.395	0.405	PB56	0.562	0.501	0.914	0.863	0.435	0.348
PB13	0.829	1.001	0.967	1.923	0.718	0.933	PB57	0.333	0.401	0.579	0.559	0.300	0.290
PB14	1.012	1.553	1.396	1.753	0.903	0.978	PB58	0.465	0.566	0.742	0.705	0.383	0.363
PB15	1.485	1.717	1.481	1.747	0.864	0.981	PB59	0.232	0.243	0.380	0.751	0.128	0.186
PB16	1.224	1.729	0.810	1.116	0.698	0.753	PB60	0.480	0.386	0.564	0.469	0.288	0.435
PB17	0.388	0.482	0.896	0.821	0.478	0.337	PB61	0.128	0.185	0.208	0.290	0.185	0.312
PB18	0.912	0.602	0.648	2.370	0.562	0.464	PB62	0.377	0.385	0.787	0.708	0.595	0.492
PB19	0.609	0.535	0.552	0.544	0.466	0.489	PB63	0.433	0.447	0.544	0.532	0.398	0.442
PB20	0.755	1.331	0.905	1.924	0.714	0.740	PB64	1.142	0.779	5.541	4.144	1.523	1.559
PB21	1.138	1.762	1.158	1.663	0.816	0.940	PB65	0.586	0.665	0.827	0.901	0.624	0.501
PB22	0.474	0.520	0.764	1.075	0.470	0.459	PB66	0.783	0.604	1.031	1.360	0.774	0.748
PB23	1.323	1.005	1.549	1.326	0.933	0.815	PB67	1.051	0.669	1.235	1.097	0.624	0.608
PB24	0.377	0.292	0.985	1.104	0.517	0.520	PB68	0.867	0.860	1.438	1.300	0.567	0.494
PB25	0.500	0.403	0.913	1.149	0.707	0.565	PB69	0.865	0.562	1.523	1.541	0.556	0.503
PB26	1.362	1.693	1.323	1.797	0.717	0.899	PB70	0.586	0.485	0.586	0.508	0.404	0.400
PB27	1.386	1.898	1.281	1.507	0.747	0.889	PB71	0.832	0.771	1.653	1.964	0.724	0.717
PB28	1.374	1.699	1.454	1.606	0.728	0.847	PB72	0.832	0.902	1.612	1.893	0.723	0.718
PB29	1.299	1.168	1.418	1.725	0.691	0.816	PB73	0.750	0.854	1.685	1.830	0.682	0.705
PB30	0.856	0.628	0.961	1.065	0.826	0.786	PB74	0.771	0.660	2.238	2.802	0.658	0.635
PB31	0.565	0.569	0.615	0.462	0.557	0.469	PB75	0.670	0.640	1.126	1.450	0.647	0.615
PB32	0.444	0.411	1.468	3.898	0.975	0.932	PB76	0.587	0.788	1.079	1.494	0.635	0.584
PB33	0.510	0.518	0.782	0.830	0.751	0.731	PB77	0.589	0.803	1.180	1.347	0.634	0.582
PB34	1.128	1.576	1.029	1.432	0.599	0.722	PB78	1.211	0.874	1.470	1.551	0.908	0.929
PB35	0.829	0.661	1.098	0.995	0.584	0.733	PB79	0.595	0.763	1.219	1.338	0.655	0.751
PB36	0.455	0.452	0.471	0.453	0.492	0.362	PB80	0.940	0.927	1.751	1.562	0.872	0.865
PB37	0.412	0.395	0.537	0.856	0.521	0.342	PB81	1.249	1.238	1.420	1.465	0.952	1.018
PB38	0.431	0.329	0.541	0.611	0.418	0.309	PB82	0.586	0.675	0.980	0.872	0.699	0.638
PB39	0.749	0.851	0.973	1.056	0.599	0.376	PB83	0.666	0.725	1.345	1.282	0.664	0.876
PB40	0.262	0.251	0.298	0.432	0.358	0.350	PB84	0.615	0.473	2.216	1.714	0.616	0.924
PB41	0.390	0.371	0.572	0.492	0.293	0.575	PB85	1.345	1.185	2.246	2.135	0.879	0.998
PB42	0.739	0.618	1.327	0.910	0.762	0.615	PB86	1.227	1.030	1.569	1.299	0.924	0.966
PB43	0.719	0.849	0.934	0.979	0.759	0.722	PB87	0.842	0.973	1.047	0.866	0.720	0.756
PB44	0.543	1.455	0.857	1.401	0.604	0.456	PB88	1.023	0.860	2.171	1.415	0.871	0.802

Fonte: Produção do próprio autor.